

曲阜师范大学

硕士学位论文

虹膜定位与识别算法研究

姓名：史成芳

申请学位级别：硕士

专业：控制理论与控制工程

指导教师：初学导

20060401

## 摘 要

虹膜识别技术是目前发展很快的生物识别技术。由于其具有唯一性、稳定性、便利性和可靠性的特征，所以成为具有发展前景的生物识别技术。

本文第一章首先简单介绍了几种典型的生物识别技术，然后介绍了虹膜识别技术的发展和研究现状。本文第二章描述了虹膜的生理结构。在第三章中简单介绍了虹膜的身份识别系统的结构。第四章深入地研究了虹膜定位算法，这是虹膜识别中很重要的步骤。由于特征提取及匹配算法也是虹膜识别技术的关键部分，所以在第五章中对它进行了详细的研究。

在虹膜定位算法的研究中，本文在分析前人成果的基础上提出了一种快速虹膜定位算法。与传统定位算法相比，该算法能够实现快速的虹膜定位，克服了直接用 Hough 变换或者用圆边缘检测算子定位时速度慢的问题，从而提高了虹膜识别的速度。在获得需要识别的虹膜图像后，本文采用了一系列的矫正方法，消除了虹膜图像由于瞳孔的放缩、距离摄像镜头的远近、光照的不均造成的各种影响。

最后，总结了本文的研究成果，并对今后的研究工作提出几点展望。

关键词：虹膜识别, Hough 变换, Garbor 变换, 边缘检测

# Abstract

Iris identification technology is a kind of biometric recognition technology that develops very fast for present time. It has been a promising biometric recognition technology because of its unique, stable, convenient and reliable features.

In the first chapter of this paper, some kinds of biometric recognition technology are introduced firstly, then the development and the situation of the iris recognition technology are introduced. In the second chapter of the paper, the structure of iris is stated. The structure of the iris recognition system is simply introduced in the third chapter. In the forth chapter of the paper, the algorithm of location is researched deeply, which is an important step of the iris recognition. Finally, because the feature extraction and the pattern match are another important step of the iris recognition, the algorithm of iris recognition has been also researched deeply in the fifth chapter of the paper.

In the research of the iris location algorithm, a new location method is put forward base on previous researches. Compared with tradition algorithm of location, it is able to carry out fast iris location and overcome the question of slow speed, which results from Hough transformation or Edge detection directly. So, it improves the iris recognition speed . After obtaining the required image of iris, a series of approaches have been adopted to rectify the image in this paper, which eliminate the influence on iris image due to the contraction of pupil, the distance to video camera and the ill-distributed light.

Finally, the achievements of this paper are concluded, and some expectations of the future research work are proposed.

**Key words:** iris recognition , Hough transform, Garbor transform, edge detection

# 第 1 章 绪论

随着 21 世纪信息时代的到来，网络与通信技术飞速发展，人们的活动无论是物理空间还是虚拟空间都得到了前所未有的扩展，现代社会对于人类自身身份识别的准确性、安全性与实用性提出了更高的要求。身份识别的基本问题几乎贯穿于人们日常生活的始终，金融、安全、网络、电子商务，都需要可靠而准确的身份鉴定。传统的身份识别方法主要基于身份标识物品和身份标识知识，随着时代的发展出现了很多难以克服的问题。身份标识物品如钥匙、证件、自动取款机的银行卡等，身份标识知识包括用户名、密码等。在一些安全性要求严格的系统中，往往将这两者结合起来，如自动取款机要求用户同时提供银行卡和密码。但标识物品容易丢失或被伪造，标识知识容易遗忘或记错，更为严重的是传统身份识别系统往往无法区分标识物品真正的拥有者和取得标识物品的冒充者，一旦他人获得标识物品，就可以拥有相同的权限，由此带来的隐患一直难以解决；后来又发展了数码证书和智能卡等，效果也不尽人意。因而，传统的身份识别方法已经远远不能满足社会已经高度发展的要求，人类必须寻求更为安全可靠、使用方便的身份识别新途径。由于人的身体特征，例如：虹膜，指纹，掌纹，脸型，声音，DNA 等具有不可复制性、唯一性和稳定性的特点，从而，以人自身的生物特征进行识别的生物识别技术开始发展起来。

## 1.1 几种典型的生物识别技术

生物识别技术是以人体唯一的、可靠的、稳定的生物特征为依据，采用计算机的强大功能和网络技术，进行图像处理和模式识别，用以鉴别用户的身份。生物特征包括生理特征和行为特征：利用人体的生理特征，如虹膜、指纹、掌纹等等；利用人体的行为特征，如走路姿态，动态签名等；有的是二者兼而有之，如声音。生物识别技术有 20 种之多，有的仅仅停留在实验研究的阶段，有的已经被推广和应用。

下面介绍几种典型的生物识别技术。

### ● 指纹识别

指纹是手指末端与指甲相背的皮肤上的纹路，人的指纹特征从胚胎时期就确定了，通过分析指纹脊谷分布，从指纹中抽取丰富的特征，能可靠的识别一个人的身份。人类使用指纹作为身份识别的手段，已经有悠久的历史，其科学性已经得到广泛的认可，并且很早就取得了合法地位。这项技术的发展也日臻完善，目前国内外已经生产出一些自动指纹识别样机，开始在实际中得到应用。

### ● 声音识别

声音是一种行为特征，是个体固有的特征，由于具有非侵犯性，易采集性，所以是一种可以为人所接受的可用于识别的生物特征。但是由于声音受个体的心理和生理因素影响比较大，此外，鉴别系统的性能受话筒、信道等通信设备的制约，所以就限制了它的推广和应用。

### ● 脸像识别

在日常生活中，人们辨别周围的人都在无意识的运用脸像识别，因而脸像识别是一种最容易被接受的身份鉴别方法。早在古代就用这种最原始的方法来缉捕犯人，而且，它具有非侵犯性，但是脸像会随着表情、年龄等的改变而改变。如何消除这些因素的影响，是该识别方法的难点所在。

### ● 虹膜识别

据生物学家和解剖学家考证每个人的虹膜是在胚胎时期形成，由于受当时内外环境的影响，所以形成了每个人的虹膜的独一无二的特征。在长达一生中，它保持其他生物特征罕有的稳定性，因为其独特的生理结构，它不易被伪造、更改，虹膜的这些特性使得虹膜成为防伪性能比较好的生物识别技术，而且其算法相对来说简单，有效。目前，国内外相继推出了一些小型商用样机。

### ● 笔迹识别

每个人写字都有自己独特的特征，由于写字是一种动态特征，受个体的情绪和身体变化较大，所以，即使是同一个人，在一段连续过

程里写的字前后差别也很大。还有，经过专门训练，有的人模仿的笔迹可以达到以假乱真的地步，所以除了有经验的专家，用计算机实现自动识别还很困难。尽管如此，这种方法在法律，政府，贸易等部门仍然得到了广泛的应用。

### ● 红外温谱图识别

通过红外设备，可以测量到人身体各个部位向外散发的热量。每个人都有其独特的散发热量的模式，红外设备采集到的发热强度的图像就是温谱图。但是对每个人来说，温谱值也不是固定不变的，还有人体受外界的影响也是很大的，因此，在识别前首先对图像进行标准化。此外，外界的热源如室内暖气也极大地影响人体的温谱值，所以，基于温谱图的身份识别需要解决外界热源的干扰问题。这种方法的图像数据采集方式决定了可以进行隐蔽的身份识别。目前，已经有温谱图识别的产品问世，但是价格昂贵，因而得不到推广应用。

### ● 步态识别

步态是人们行走的方式，是一种复杂的行为特征，它提供了充足的信息来实现识别人的身份。步态识别时，计算机采集的图像是一系列的视频图像，这些序列图像的数据量比较大，因此步态识别的算法较复杂，处理起来也比较困难。基于步态识别的研究工作才刚刚开始，还没有商业化的步态识别系统。

## 1.2 虹膜技术的发展及国内外研究的现状

在虹膜技术的发展过程中，法国人类学家贝迪永首先记载了使用虹膜识别技术作为身份验证的方法，他描述了当时在法国巴黎依靠辨别虹膜的颜色来分辨关押的犯人。

虹膜识别可追溯到 1936 年，眼科专家 Frank Burch, MD 提出虹膜识别概念。但是真正意义上的虹膜自动识别是两个美国眼科专家 Leonard Flom 和 Aran Safir 提出的[12]，1987 年，在美国获得了虹膜识别概念的专利。

剑桥大学的 John Daugman 研究了基于 Gabor 变换的虹膜识别技术和分布式虹膜数据库的虹膜识别系统。在 1994 年, Daugman 获得“基于虹膜分析的个人身份识别系统”专利, 其中基于 Gabor 变换的虹膜识别系统称为现代商用虹膜识别系统的技术基础[5, 3], 是当前最流行的虹膜识别算法。在他的算法中, Daugman 利用积分微分算子进行虹膜内外缘定位, 虹膜特征提取采用多尺度 2-D 滤波器进行虹膜局部纹理滤波, 使用其结果进行虹膜纹理相位编码。虹膜纹理“特征点”形成 256 字节的“虹膜码”, 虹膜编码的模式匹配采用统计理论: 虹膜码间进行按位异或, 计算归一化海明距离。概括的说, Daugman 是利用 2-D Gabor 滤波器对虹膜纹理进行一种简单的粗量化和相位编码。

而后, 美国普林斯顿的 David Sarnoff 研究中心的 Richard Wildes 教授等人研究了采用多尺度匹配识别算法, 于 1998 年以“自动的非接触的虹膜识别系统与方法”申请了专利。Wildes 依赖于图像登记技术, 利用高斯-拉普拉斯算子对虹膜图像进行各向同性的频带分解, 构成拉普拉斯棱锥, 然后对分解后的图像进行登记, 这种方法比较繁琐, 计算量较大, 不易用于实际操作中。Wildes 的系统表示和匹配虹膜图像的方法包括注册捕获到的图像, 按照存储的模板图像规范化, 采用各向同性的带通滤波器进行滤波, 然后进行相关性匹配[4]。具体的说, 分为四个部分: (1) 选取虹膜图像的表示; (2) 建立虹膜数据库中的模板图像和待识别虹膜图像的对应关系; (3) 计算相应的模板图像和待识别虹膜图像的匹配程度; (4) 做出最终结论, 二者是否来自同一虹膜。Daugman 的方法实现了虹膜图像的紧凑表示, 然而 Wildes 的方法完全利用了所有可能的虹膜纹理信息, 因此能够更好地区分不同的虹膜图像; 但是, 计算量比较大。

1997 年, 澳大利亚 Queensland 大学的 Boles 等提出了一种基于小波变换过零点检测 (Wavelet Transform Zero Crossing) 的虹膜识别算法 [20]。它通过实现小波变换的过零点检测, 建立虹膜灰度等级轮廓的一维表达式, 小波变换的过零点表示法通常用来从灰度虹膜图像中提取特征点。该算法的实现分为两个部分, 第一部分建立一维的虹膜特征

过零点表示；第二部分是虹膜编码匹配过程。此方法克服了以往系统受漂移、旋转和比例放缩所带来的局限[20]，并且对亮度变化及噪声不敏感。

目前，欧美的一些高新技术公司已经具备自动识别虹膜系统产品的研制能力，部分产品已经在欧美的一些发达国家得到了小规模的商业应用。

国内的虹膜识别技术起步较晚，一些科研院所和高校投入了精力和人力进行虹膜识别的研究，如：中科院自动化所、上海交大、华中理工、电子科技大学、吉林大学、上海大学等已取得一定成效。中科院自动化所王蕴红、谭铁牛等开发的虹膜识别系统[10, 16]。该系统包括虹膜图像摄取、图像预处理、特征提取和匹配四个部分。虹膜图像摄取采用了自主开发研制的装置，特征提取采用 Garbor 滤波和 Daubechies-4 小波变换等纹理分析方法，匹配采用方差倒数加权欧氏距离方法。与现有的其它方法相比，该方法利用了二维虹膜图像丰富的纹理信息并具有旋转、平移和尺度不变性。

## **1.3 本文研究的意义和内容**

### **1.3.1 研究意义**

虹膜识别技术是近年来刚发展起来的一种生物识别技术[4]。该技术研究突破性进展意味着将会彻底解决身份安全认证问题。这个问题一直困扰着计算机安全系统，可广泛应用于金融、电子商务、军事、公安等重要领域，用于金库、海关、地铁、机场的通道控制系统，用作计算机用户的开机指令。

金融方面，时常发生的各种伪造欺骗，以假乱真和冒名顶替的事件给许多金融机构和企业造成了巨大损失，成千上万的事主因存款贷款泄漏密码而蒙受极大的个人经济损失。基于虹膜的身份识别系统以便捷、快速、高度防伪性能，有效的遏制了上述问题的发生，防止了



信用卡犯罪和 ATM 机犯罪以及其他金融犯罪。

随着网络的迅猛发展，电子商务逐渐引领历史的潮流。21 世纪，伴随电子商务的不断普及，数字化经济也开始崭露头角，开放的信息系统必然存在各种隐患。基于虹膜的身份识别系统能有效的识别网络用户的身份，从而，对电子商务和网络安全起着举足轻重的作用。

在安全防卫方面，地铁、海关、航空公司用基于虹膜的身份识别系统管理人员的进出，有效的保障了乘客和工作人员的安全。

因此，虹膜识别技术对国民经济和国家安全都具有重要意义，它具有广阔的市场潜力。

### 1.3.2 本文的内容和组织安排

在虹膜定位算法中，本文在分析前人的基础上提出了自己的研究成果，一种基于虹膜几何特征的快速虹膜定位算法。该算法能够实现快速的虹膜定位，克服了直接用 Hough 变换或者用圆边缘检测算子速度慢的问题。

在获得需要识别的虹膜图像后，本文采用了一系列的矫正方法，消除了虹膜图像由于瞳孔的放缩、距离摄像镜头的远近、光照的不均造成的各种影响。

在特征提取方面，本文对经典的 Garbor 变换提取虹膜的相位特征、康浩的改进算法、Boles 的过零点的识别算法进行了研究介绍，对模式匹配也进行了深刻的探讨，并详细说明了用海明距离来进行模式匹配的原理和方法。

本文按照如下结构进行了组织安排：

1. 绪论：介绍几种典型的生物识别技术，虹膜研究的国内外现状，及选题意义和研究的内容。
2. 虹膜识别：介绍了虹膜生理结构及生物特性。
3. 虹膜识别系统的组成结构。
4. 虹膜图像的预处理：包括两个部分，虹膜定位和归一化。虹膜

定位部分中提出了一种基于虹膜几何特征的算法，实现了虹膜的快速定位；虹膜矫正部分采取了一系列的措施包括图像平滑、坐标转化以及亮度处理，减少了漂移、旋转、放缩及光照变化对识别效果带来的不利影响；

5. 特征提取和模式匹配：本文探讨了经典的 Garbor 变换来提取虹膜的相位特征，并深入研究了应用海明距离来完成的模式匹配，在本章还对经典的识别方法进行了研究和探讨。

6. 算法实现：本课题采用的开发工具是 Vc++，本章对使用该开发软件实现虹膜定位的内容进行了简单的介绍。

7. 对本文的总结和展望：指出了其中的不足之处，说明了该研究成果需要在实践应用中得到修正和完善。

## 第 2 章 虹膜的生理结构

要研究基于虹膜的身份识别系统，就有必要首先研究虹膜的生理结构，它是虹膜识别的生理学基础。

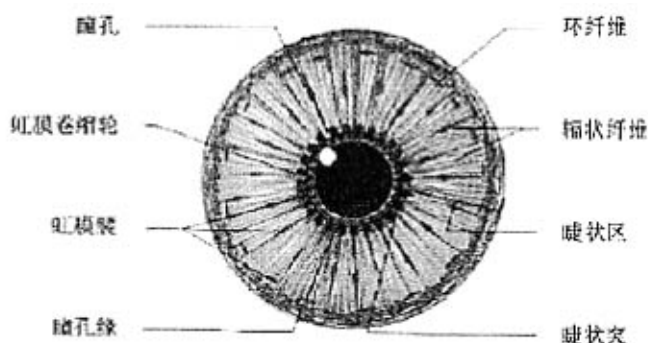


图 2-1 虹膜表面结构图

如图 2-1 所示，根据文献[6]，眼睛的外观图由瞳孔、虹膜、巩膜三部分组成，眼睛外围的白色巩膜约占 30%，中间的瞳孔部分约占 5%，位于巩膜和瞳孔之间的虹膜，含有极为丰富的纹理特征，约占 65%。

从图 2-2 虹膜的解剖结构看来，虹膜 (iris) 位于角膜与晶状体之间，虹膜从后到前，由几层组成的[4]，最内层是由上皮细胞构成，上皮细胞的外层有两块肌肉，可以相互协调，以便控制瞳孔的伸缩变化，再接着就是基座层，由弯形的胶状组织构成，与这一层相连的是呈现放射状的螺旋状的血管，接着就是虹膜的可见部分，叫做外部边界层，呈扁圆盘状，中央为瞳孔 (pupil)。虹膜将眼房分隔为前房 (anterior chamber) 和后房 (posterior chamber)，前房和后房内的房水借瞳孔相通。虹膜直径约 12mm，厚约 0.5mm，根部最薄。

虹膜表面高低不平，形貌高度细节化，有皱褶和凹陷，凹陷又称隐窝 (crypt)。近瞳孔处的皱褶特别显著，称虹膜皱褶 (ruga iris) 或领状韧带 (collarette)，它是虹膜小动脉环的位置标志。虹膜后表面较平坦。由于虹膜内血管分布不匀，使虹膜表面出现许多有规则的放射形

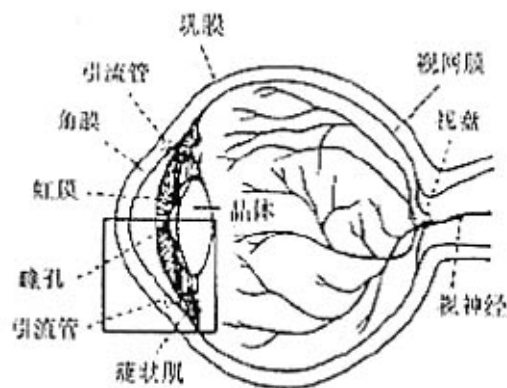


图 2-2 虹膜剖面结构图

条纹。在近瞳孔缘约 1.5mm 处，有一条弯弯曲曲的环形隆起，有如花边衣领，为虹膜小环。虹膜小环将虹膜表面分为两个部分：小环外侧的虹膜叫做睫状部或睫状区，内有许多放射形隆起，代表虹膜血管从大环走向小环所经行的路径。睫状区又分为二部分：靠近虹膜小环附近的一部分最光滑，中间区内有许多收缩纹或收缩沟（contraction furrow）与瞳孔为同心的圆形，当瞳孔扩大时最显著；靠近睫状体的区域为筛状区，此区内虹膜表面有许多虹膜小坑。小环以内的虹膜称为瞳孔部虹膜，如前所述，在睫状部边缘部分的虹膜，也有一些虹膜小坑，称为睫状区小坑（ciliary crypt）。和瞳孔部分的虹膜小坑相比较，睫状小坑比较小和浅。位于两个小坑之间的虹膜组织往往有一条梳状突起，跨过睫状体表面，延伸到前房角内以与房角网状组织相连续，此突起即被称为梳状韧带。在虹膜的瞳孔缘游离缘，有一条粗细不匀的黑边，是虹膜背面的色素在上皮层向前延伸的结果，此黑边当瞳孔扩大时变窄，瞳孔缩小时增宽。整个虹膜表面细化的纹理结构见下图 2-3。

从以上对于虹膜生理结构的分析可以看出虹膜含有极其丰富的纹理特征，而且每个人的虹膜纹理都有显著差异，不同眼睛的虹膜结构是不同的，这一点来自于两个方面的依据[4]，一是，眼科医生和解剖学家长期的临床观察，二是不断发展的生理学证明，虹膜的整体形态是由遗传基因决定的，但是它的许多细微结构的形成却是受胚胎中众

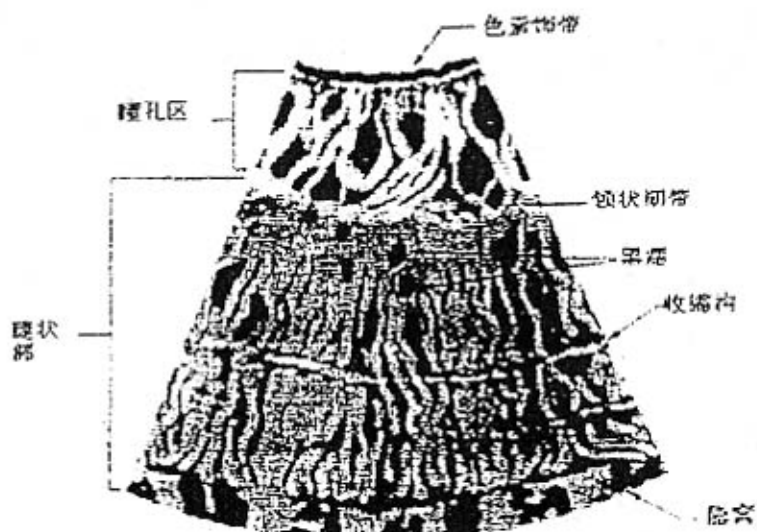


图 2-3 虹膜细化的纹理结构图

多环境因素的影响，因此几乎不可能通过自然的手段复制或修改，再者，人眼虹膜一般到了 12 岁左右就发育到足够尺寸，进入比较稳定的阶段，进入成年期以后，虹膜的结构将保持稳定，所以虹膜纹理具有唯一性、防伪性、稳定性等特点，满足生物识别技术的要求，虹膜纹理特征的研究也是整个虹膜识别技术的基础[14]。

# 第 3 章 虹膜识别的系统简介

## 3.1 模式识别与虹膜识别

模式识别研究的目的是构造自动处理某些信息的系统，虹膜识别实际上就是以生物技术与计算机处理技术融合起来的一种模式识别。

一个模式识别系统可分为三个主要的部分：（1）图像信息的获取，（2）图像信息的加工和处理，以及抽取图像特征。（3）模式匹配、判断、比较、分类。

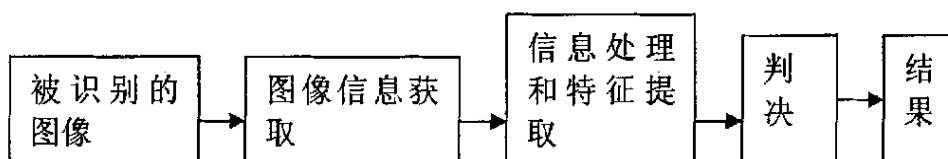


图 3-1 模式识别过程

模式识别的方法有统计模式识别，模糊模式识别，结构模式识别，智能模式识别。本文采用统计模式识别。其识别过程如图所示：

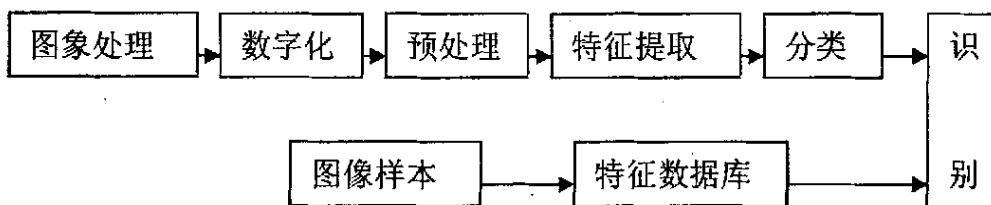


图 3-2 统计模式识别过程

数字化的任务是把图像信号变成计算机能够接受的数字信号，图像预处理是去除干扰、噪声、及各种不利于后续处理的影响因素，将原始信号变的有利于图像的特征提取，然后对其特征提取，最后判决、分

类，并进行识别。

## 3.2 虹膜识别系统的组成

虹膜识别系统的组成是：（1）图像获取；（2）虹膜定位；（3）特征提取；（4）建立特征数据库；（5）图像之间的匹配。如下图所示：

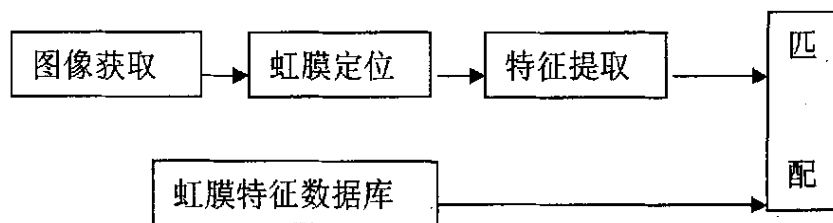


图 3-3 虹膜识别过程

### 3.2.1 虹膜图像获取

虹膜图像的获取是虹膜识别系统的前提和关键，因为图像获取的优劣直接关系到虹膜识别系统的好坏。由于眼睛对光线是极为敏感的器官，结构精细，虹膜的面积很小，直径只有一厘米左右，所以，要拍摄到满意的符合要求的虹膜图像需要专门的仪器设备和很细心的操作。

在摄取图像有以下几点需要保证：

（1）要有足够的分辨率和清晰度，因而需要加入辅助设备比如红外线光源。

（2）保证虹膜图像有足够的对比度，这就需要光线充足又不会使人眼睛不舒服。

（3）摄取的图像范围限制在许可的范围之内，不要附带无关紧要的部分。

（4）尽可能消除光学物理部件的差异造成的不良影响。各种人工因素也要尽可能消除。

关于图像摄取目前有以下几种方法，如下图所示：

### (1) Daugman 的图像摄取装置

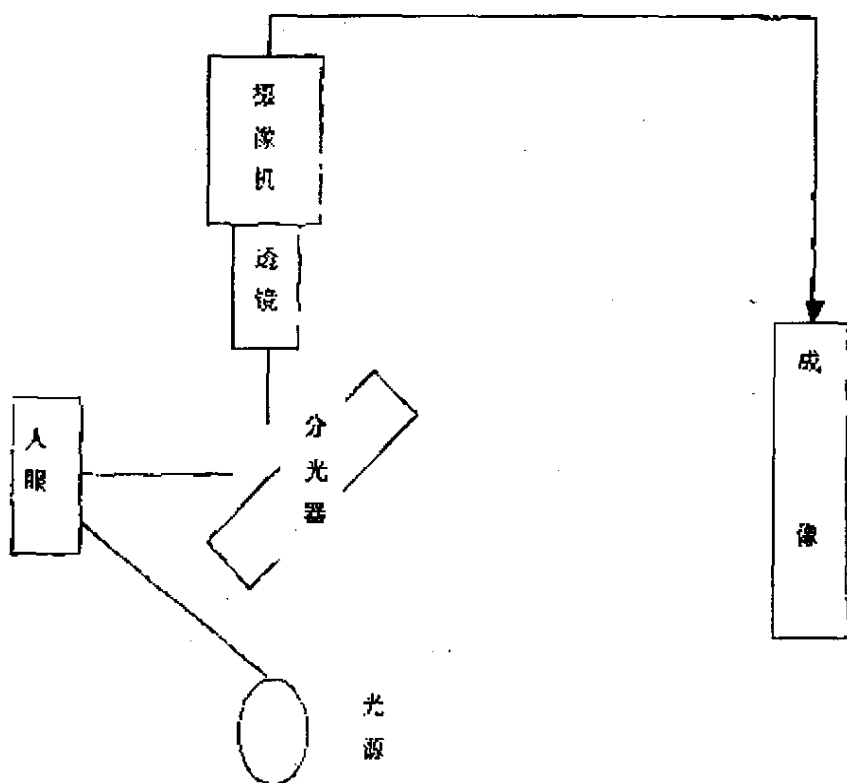


图 3-4Daugman 装置

Daugman 装置简介：(1) 系统采用 330mm 的透镜，从 15-46mm 的距离摄取图像；(2) 摄取到的虹膜图像的直径在 100-200 个像素之间。(3) 系统的孔径是 1cm，利用摄像机的极限速率，这样可以克服由于眼球移动带来的图像的模糊，从而可以假设参与者眼睛不动。

从这种图形装置得到虹膜图像足以用来虹膜识别用。

### (2) Wildes 图像摄取装置

Wildes 图像摄取装置简介：

(1) 利用 80mm 的透镜，从 20mm 的距离处摄取虹膜图像 (2) 图像直径在 256 个像素左右；(3) 这种装置和 Daugman 装置一样，为了使参与者眼睛舒服，照明度也是尽可能低，系统地孔径也是 1cm，采用



摄像机的极限速率。

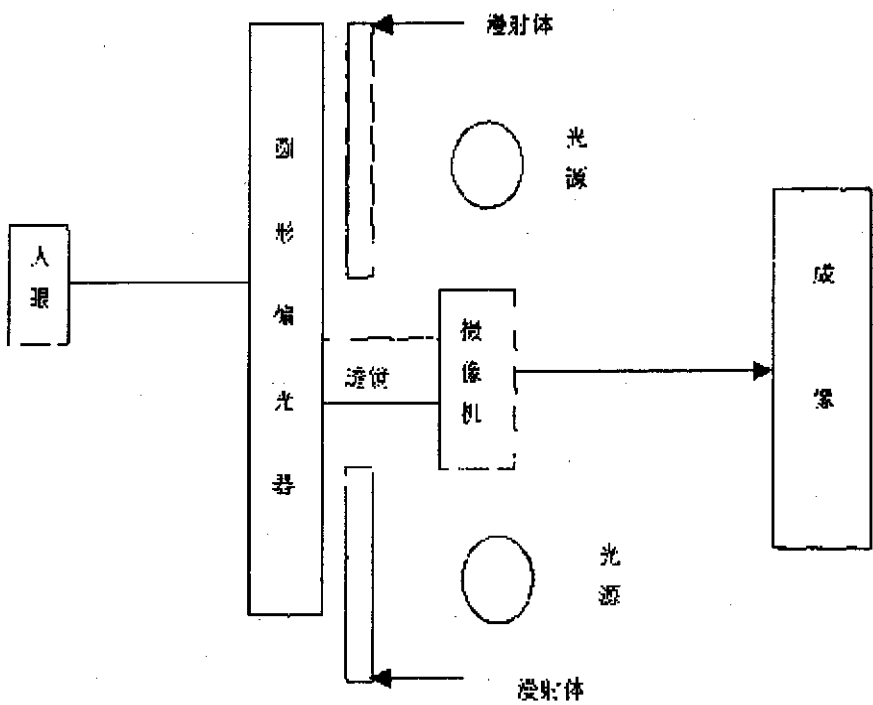


图 3-5Wildes 图像摄取装置

(3) 光学虹膜图像摄取装置

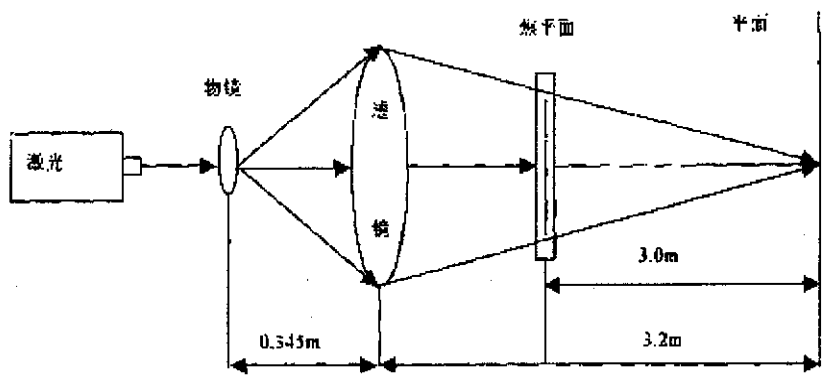


图 3-5 光学虹膜装置

光学虹膜图像摄取装置简介：光学摄像装置的组成是：彩色摄像机、数字卡、一台相关软件的计算机，输出为 24 位数字化的虹膜图像。

### 3.2.2 虹膜定位

获得了虹膜图像以后，就需要对虹膜进行定位和矫正，虹膜定位就是要确定虹膜的中心和内外边缘，并对虹膜图像作归一化矫正的处理，以消除图像的漂移、旋转和比例缩放带来的不利影响。“漂移”是由于无法保证虹膜中心位于图片中心造成的，“旋转”是由于头或眼珠的倾斜造成的，“比例缩放”是由于被摄像者距离镜头的远近造成的。

### 3.2.3 虹膜特征数据库

虹膜特征数据库存放的是虹膜的特征表达式，本文采用的是 Daugman 的编码方法，故特征数据库存放的是虹膜的 256 字节的相位编码。

### 3.2.4 模式匹配

本文采用的是海明距离的匹配方法,即比较虹膜的每一位,根据选定的阈值来判断是否来自于同一虹膜。

## 第4章 虹膜定位算法研究

虹膜图像预处理包括虹膜定位和归一化处理，虹膜定位是提取眼睛图像中的虹膜部分，归一化处理则将提取出来的虹膜图像进行一些特殊处理包括图像矫正并拉伸展开成为长方形，目的是便于图像的编码和匹配。

### 4.1 虹膜定位

#### 4.1.1 几种有效的边缘检测算子

##### 1. Canny 算子

边缘检测在噪声抑制和边缘检测之间总是存在矛盾，边缘检测的有效性通常与噪声抑制能力成反比变化，但 Canny 算子作为一种有效的边缘检测算子却可以在噪声抑制和边缘检测之间取得较好的平衡。

算子基本步骤为：首先对所要处理的图像选择一定的 Gauss 滤波器进行平滑，然后再用一种称之为“非极值抑制”的技术处理，就得到最后所要的边缘图像。其流程图如图 4-1 所表示。

非极值抑制技术实质用区域梯度最大值组成的阈值图像与边缘点进行匹配。确定边缘点：当以某点为中心的  $3 \times 3$  邻域边缘极大值，小于某个阈值时，并且该点边缘强度大于沿梯度方向的两个相邻像素带内的边缘强度，另外该点与该带内梯度方向上相邻两点的方向差小于  $45^\circ$ ，则该点为图像的边缘点，在梯度方向上的两相邻像素点从候选边缘点取消。

这种算子采用两个阈值，以便同时检测出强边缘以及和强边缘相邻的弱边缘，因此这种算子对噪声和弱边缘有更强的适应性。

虹膜图像的边缘轮廓属于典型的阶跃状边缘，对于阶跃状边缘点，图像灰度在它两边的变化规律是灰度变化的一阶导数在该点达到极值，二阶导数在该点呈现零交叉。

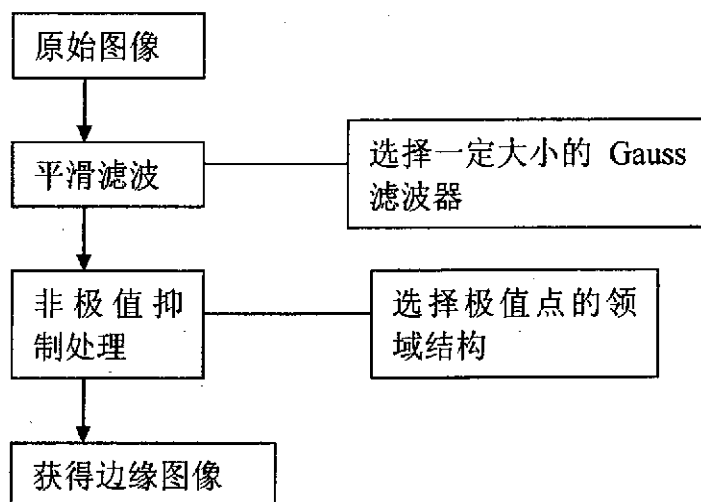


图 4-1 Canny 算子的基本流程

阶跃状边缘采用一阶微分算子比较有效。而 Canny 算子是一种较好的一阶算法，可用高斯函数的梯度来近似。

选用的 2D 高斯函数

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-1)$$

某一方向上  $\bar{n}$  上  $G(x, y)$  的一阶导数为：

$$G_n = \frac{\partial G}{\partial n} = \frac{\partial G}{\partial x} \cos \theta + \frac{\partial G}{\partial y} \sin \theta \quad (4-2)$$

令  $\frac{\partial(Gn * f(x, y))}{\partial n} = 0$  (其中  $f(x, y)$  为图像某一点的灰度值)，此时，在

$\bar{n}$  方向上  $Gn * f(x, y)$  有最大输出响应。则点  $(x, y)$  为中心边缘点， $\bar{n}$  就是正交于检测边缘的方向

$$\begin{aligned} |Gn * f(x, y)| &= \left| \cos \theta \left( \frac{\partial G}{\partial x} \right) * f(x, y) + \sin \theta \left( \frac{\partial G}{\partial y} \right) * f(x, y) \right| \\ &= |\Delta G * f(x, y)| \end{aligned} \quad (4-3)$$

$$\text{其中 } \sin \theta = \frac{\frac{\partial G}{\partial y} * f(x, y)}{|\nabla G * f(x, y)|}, \quad \cos \theta = \frac{\frac{\partial G}{\partial x} * f(x, y)}{|\nabla G * f(x, y)|}.$$

该算子具有定位精度高、单一边缘、检测效果好等优点，如图所示的虹膜图像，用 Canny 算子进行检测如图 4-2 所示：

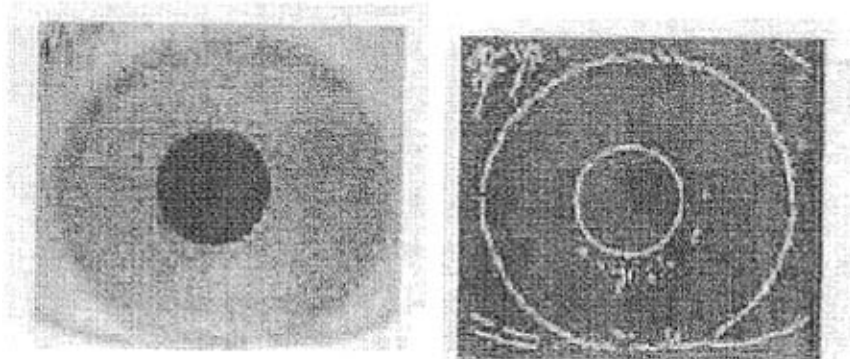


图 4-2Canny 算子边缘检测结果

## 2. Sobel 算子

由于边缘是图像灰度发生急剧变化的区域地带，图像灰度变化可以用数学形态学上梯度变化反映，因此可以用局部微分技术获得边缘检测算子。

图像灰度在两个方向的偏导数： $f_x = \frac{\partial f}{\partial x}$ ， $f_y = \frac{\partial f}{\partial y}$

则图像灰度为： $\nabla G = [f_x, f_y]^T$

$\nabla G$  包含局部灰度变化信息，其幅度为

$$\Delta g = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \quad (4-4)$$

上面的式子可以用来作为边缘检测算子，为了计算上的简单，也可用两个方向的偏导数的绝对值之和来表示灰度变化的幅值。

$$\Delta g = |f_x| + |f_y| \quad (4-5)$$

局部边缘方向可以用方向角表示

$$\theta = \arctan\left(\frac{f_x}{f_y}\right) \quad (4-6)$$

梯度值可以用下面的梯度算子来计算

$$f_x = w_1^T x, \quad f_y = w_2^T y \quad (4-7)$$

$x$ ,  $y$  是包含局部邻域像素点矢量,  $w_1$ ,  $w_2$  是梯度掩模, Sobel 边缘检测器的梯度掩模模板如下:

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

$w_1$

-1	0	1
-2	0	-2
-1	0	-1

$w_2$

### 3. 圆边缘检测算子

圆边缘检测算子的基本思想是: 把像素灰度值沿着圆周积分, 并与相邻圆周相比, 求其差值, 差值最大的圆周就是所求的梯度变化最大的圆周。

对所有可能的半径  $n\Delta r$ , 统计圆周上的灰度平均值,

$$aver\_I\Delta r = \frac{\sum_{(x,y) \in c} I(x,y)}{N} \quad (4-8)$$

其中  $\Delta r$  为半径的微小增量,  $c$  为以  $(x_c, y_c)$  为圆心,  $n\Delta r$  为半径的圆周,  $I(x,y)$  为圆周上的象素灰度值,  $N$  为统计圆周上的象素的个数。求相邻两圆周的灰度梯度差

$$grad(n\Delta r) = aver\_I(n\Delta r) - aver\_I((n-1)\Delta r) \quad (4-9)$$

在虹膜图象范围上的所有象素点搜寻使  $grad(n\Delta r)$  最大的象素, 此时半径  $n\Delta r$  所对应的圆周即为虹膜内外边界。

## 4.1.2 常见的虹膜定位算法

### 1. Canny 算子和 Hough 变换相结合

Hough 变换基本理论:

Hough 变换是针对方程之间没有线性无关约束, 且每个方程并不要求是线性而言的, 这类方程组的解往往有许多组, 也就是有许多类解, 各类解的个数不尽相同, Hough 变换的目的是求解类的个数, 以及相应

于每一类的解。类的个数远小于解的个数。

Hough 变换的基本思想是应用可能解聚集方法将最大群聚归为可能解。把 Hough 变换用于圆的检测时，基本原理是：给定图像空间的一组像素点，找出有这些像素点组成的所有圆的个数，以及相应于这些圆的参数包括半径和圆心，包含像素点最多的圆即为所要求取的圆。

具体步骤如下：

设圆在直角坐标系的方程如下：

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad (4-10)$$

(1) 确立三维的参数矩阵  $p(a,b,r)$ 。

(2) 选定边缘上的一个点  $(x,y)$ ，在图像内搜索圆心  $(a,b)$ 。这样用圆的公式就可以对应到参数空间的一个点。

(3) 循环搜索  $(a,b)$ ，直到图像大小并将相应的矩阵对应项  $p(a,b,r)$  加 1。

(4) 选出矩阵  $p$  中最大值，对应的圆心坐标  $(a,b)$  和半径  $r$  就是所要求取的圆。

极坐标形式下 Hough 变换

$$x = a + r \cos \theta \quad (4-11)$$

$$y = b + r \sin \theta \quad (4-12)$$

极坐标搜索方法是根据半径  $r$  和角  $\theta$  来进行搜索的，循环搜索  $r$  和角  $\theta$ ，并将相应的矩阵对应项  $P(a,b,r)$  加 1，最后选出矩阵  $p$  中元素最大值  $p(a,b,r)$ ，便是圆心坐标  $(a,b)$  和半径  $r$ 。

用上述两种方法，由于定位圆心时搜索路径比较盲目，使得这两种方法的 Hough 变换计算量都很大。所以如何降低计算量是定位算法首先要考虑的问题，对于特定的解析圆来说，累加点数与边缘的像素数相等，这样就可以利用边缘像素的局部取向信息就可以降低计算量，这种改进算法是使  $r$  不必要沿着所有方向变化，而只需要沿着边缘点

$(x_i, y_i)$  的法线方向变化即可。这样同样对于矩阵  $p(a, b, r)$ ，就不必要搜索角度，只搜索半径即可，从而把时间复杂度大大降低，可以明显提高搜索速度。

圆心的计算公式如式 (4-11) 和 (4-12)。

在实际中没有必要计算  $\theta$  角，可以直接计算  $\cos \theta$ ， $\sin \theta$

$$\cos \theta = g_x / \Delta g \quad (4-13)$$

$$\sin \theta = g_y / \Delta g \quad (4-14)$$

定位结果如图：

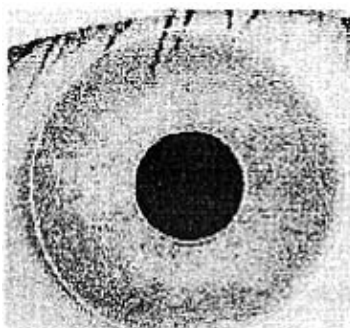


图 4-3 极坐标下的 Hough 变化定位结果

## 2. 灰度投影图检测圆心和圆边缘检测算子相结合的方法

虹膜图像的灰度分布有其特有的规律，巩膜、虹膜、瞳孔依次呈阶梯状分布，其中巩膜灰度最大，虹膜次之，瞳孔最小，根据这一规律，利用灰度投影的方法可以检测到瞳孔和虹膜的中心，设  $f(x, y)$  为虹膜的图像灰度函数。

虹膜图像水平和垂直灰度投影量分别为  $p_x$ ， $p_y$ ，则

$$p_x = \sum_y f(x, y) \quad (4-15)$$

$$p_y = \sum_x f(x, y) \quad (4-16)$$

具体步骤如下：

### (1) 选取分析带

采用选取分析带的方法，进行图像分析，选取分析带时，是分析带的大小覆盖到整个瞳孔的大小，选取方法往往没有规律可循，总是



凭经验确定。

(2) 分别计算  $p_x$  和  $p_y$ ，确立虹膜的中心和瞳孔的圆心。

每次求得分析带中的灰度投影的最小值作为虹膜的中心，在所求得每个分析带的值取最小值，即可确立瞳孔的中心  $(x_i, y_i)$ 。

(3) 确立瞳孔外缘，也就是虹膜内缘。

a. 先估计半径：计算以  $(x_i, y_i)$  为中心的邻域内的像素灰度值，由于瞳孔内灰度分布比较均匀，故位于瞳孔的像素灰度值与其均值的差值较小，以很小的灰度差为阈值沿  $x$  轴，和  $y$  值作一定宽度的增长搜索，可估计瞳孔的半径。

b. 确立瞳孔边缘：设  $(x_i, y_i)$  为中心，以任意角度和半径向外部搜索，利用梯度变化的最大值来确定瞳孔的边缘。

(4) 确定虹膜外缘，利用圆边缘检测算子确定虹膜的外缘。

本方法定位结果如下图：

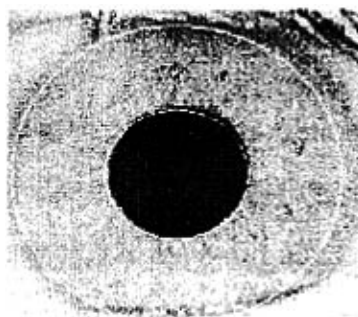


图 4-4 灰度投影与边缘检测算子定位结果

### 4.1.3 本文提出的虹膜定位算法

利用瞳孔的几何特性进行虹膜的定位，是本文提出的定位算法。根据解剖学家长期观察的结果，瞳孔的形状近似为圆，对于一个特定的圆来说，两条平行的圆的切线就能确定圆的直径和圆心。由于瞳孔的灰度值最小而且其均值很小，所以在灰度直方图中该区域像素点非常集中，这样就很容易选定瞳孔与虹膜灰度区域之间的阈值，根据此阈值利用两条水平的扫描线分别自上而下和自下而上的进行扫描，直

到遇到灰度值低于此阈值的象素点，这两条扫描线就可以看成此瞳孔的两条切线，利用检测到的该最低灰度值的扫描点可以确定瞳孔的半径和圆心。

具体实现方法如下：

1. 对虹膜图像进行平滑，消除无关噪声象素点。
2. 建立虹膜图像的灰度直方图，确定阈值点。
3. 选定两条水平的扫描线分别进行扫描，检测灰度值低于阈值点的象素点。并记录。

由于数字图像的特点，扫描线首次搜索到满足条件的象素点时，这样的象素个数可能有多个，设定上面扫描线搜索到的低于阈值灰度的象素点有 $(x_i, y_i)$ ， $1 \leq i \leq m$ ，下面扫描线搜索到的象素点有 $(x_j, y_j)$ ， $1 \leq j \leq n$ ，瞳孔的圆心为 $(x_o, y_o)$ ，半径 $r_o$

$$x_o = \frac{1}{2} \left( \frac{\sum x_i}{m} + \frac{\sum x_j}{n} \right) \quad (4-17)$$

$$y_o = \frac{1}{2} (y_i + y_j) \quad (4-18)$$

$$r_o = \frac{1}{2} (y_i - y_j) \quad (4-19)$$

#### 4. 虹膜边缘检测。

设虹膜圆心为 $(x_c, y_c)$ ，由于虹膜圆心与瞳孔圆心的距离非常有限，所以可以以瞳孔圆心为中心界定一个很小的范围进行搜索，对在此范围内图像上的每一点 $(x_c, y_c)$ 均做如下处理：

(1) 参考输入图像的长度，确定以 $(x_c, y_c)$ 为圆心，所能取的圆半径范围。

(2) 对所有可能的半径 $n\Delta r$ ，统计圆周上的灰度平均值，

$$aver\_I\Delta r = \frac{\sum_{(x,y) \in c} I(x,y)}{N} \quad (4-20)$$

其中  $\Delta r$  为半径的微小增量,  $c$  为以  $(x_c, y_c)$  为圆心,  $n\Delta r$  为半径的圆周,  $I(x, y)$  为圆周上的像素灰度值,  $N$  为统计圆周上的像素的个数。

(3) 求相邻两圆周的灰度梯度差

$$\text{grad}(n\Delta r) = \text{aver\_}I(n\Delta r) - \text{aver\_}I((n-1)\Delta r) \quad (4-21)$$

对瞳孔圆心所界定的小范围上的所有像素点搜寻使  $\text{grad}(n\Delta r)$  最大的像素, 此点  $(x_c, y_c)$  即为虹膜中心, 此时半径  $n\Delta r$  所对应的圆周即为虹膜外边缘。

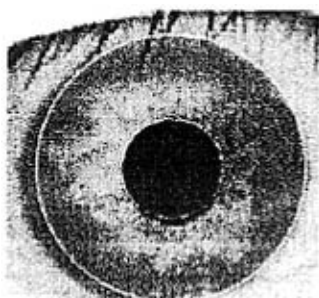


图 4-5 本算法的定位结果

本算法的优点: 采用没有经过改进的传统的 Hough 变换, 会有很多盲目而无效的搜索, 因而, 在时间和空间的消耗都是非常大的, 但采用本算法可以实现快速的瞳孔圆心的定位, 减少了许多无效的搜索, 从而能够比较显著的提高虹膜定位的速度。

## 4.2 虹膜图像的归一化处理

由于人脸—摄像机之间的距离的改变, 一幅虹膜图像的大小也会随之改变。这可以用尺度因子  $\gamma$  来改进, 它等于候选模型的假象圆的半径和未知图像的假象圆的半径之比, 在计算不相关函数时加入它即可。

由于光照也会引起图像强度的变化, 可以采用直方图均衡化来减少光照的影响。直方图均衡化可以产生一幅灰度级分布具有均匀概率密度的图像, 其结果是扩大了像素取值的动态范围。均匀量化的图像的灰度直方图在低值灰度区间上频率较大, 使得图像中较暗的细节常常看不清楚。

为了使图像清晰, 可将图像的动态范围拉开, 并且让灰度频率较

小的灰度级变大，即让灰度直方图在较大的动态范围内趋于一致。

### 4.2.1 坐标转换

从同一幅虹膜图像中提取的数据也可能不同，即使假想圆的直径保持不变。这是由于人脸-摄像机之间距离的改变造成的。为了以后匹配的需要，获取的数据必须经过处理以保证假想圆的精确定位以及构建表达式之前确定采样长度。

利用边缘检测后的图像，可以计算出虹膜的最大直径。在比较两幅图像的时候，其中一个被看作是参考图像，求出这两幅虹膜图像的最大直径的比率，从而保证假想圆具有相同的直径，也就是说，不管图像的原始尺寸如何，虹膜量化处理后具有同一的不变的直径。

在不同的环境下，人眼瞳孔会随着光线的强弱作收缩或扩张的变化，而且焦距的不同，使成像后的虹膜大小也不一样，因此最好的办法是将虹膜进行归一化，把虹膜灰度图象  $f(x,y)$  投射到无量纲，非同心的极坐标系  $I(r,\theta)$ ，影射公式和拉伸公式如下：

$$f(x(r,\theta),y(r,\theta)) \rightarrow f(r,\theta) \quad r \in (0,1) \quad (4-22)$$

$$x(r,\theta) = (1-r)x_i(\theta) + rx_o(\theta) \quad (4-23)$$

$$y(r,\theta) = (1-r)y_i(\theta) + ry_o(\theta) \quad (4-24)$$

式中  $(x(r,\theta),y(r,\theta))$  为虹膜中任一点的坐标， $(x_i(\theta),y_i(\theta))$  为虹膜内边缘点的坐标。 $(x_o(\theta),y_o(\theta))$  为虹膜外边缘点的坐标。

由于虹膜的内外边缘不是同心圆，所以，上面的坐标变换也不是同心的，设内圆圆心是  $(i_x, i_y)$ ，半径为  $r$ ，外圆圆心  $(o_x, o_y)$ ，半径为  $R$ 。根据内圆圆心和外圆圆心的相对位置，可以分为如下几种情况：

$$(1) \quad i_x = o_x;$$

$$(2) \quad i_x > o_x, \quad i_y \geq o_y;$$

$$(3) \quad i_x > o_x, \quad i_y \leq o_y;$$

$$(4) \quad i_x \leq o_x, \quad i_y \geq o_y;$$

$$(5) \quad i_x \leq o_x, \quad i_y \leq o_y。$$

不失为一般性，本文对第二种情况进行研究，以内圆圆心做为极坐标系统的中心，作与水平方向成 $\theta$ 角的射线，虹膜内任一点，与原点的连线和虹膜外边缘、内边缘的交点分别为 $A$ ， $B$ 两点。如下图所示：其中：

$$\alpha = \arctan \left| \frac{i_y - o_y}{i_x - o_x} \right|$$

$$\angle OIA = \pi - \theta + \alpha$$

$$\angle OAI = \arctan \frac{OI \sin \angle OIA}{OA}$$

$$\angle IOA = \pi - \angle OIA - \angle OAI$$

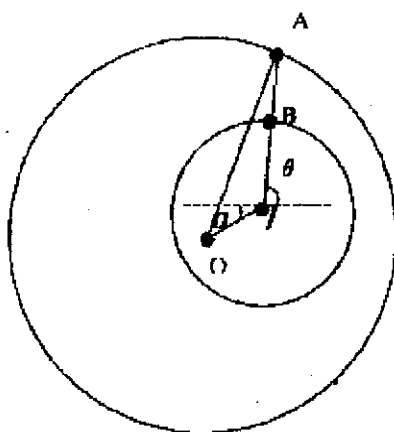


图 4-5 虹膜图像的坐标转化过程

由以上几式可以得到：

$$IA(\theta) = \sqrt{OI^2 + OA^2 - 2 \cdot OI \cdot OA \cdot \cos \angle IOA} \quad (4-25)$$

根据上面公式将虹膜灰度图象 $f(x, y)$ 影射为极坐标系下的 $f(r, \theta)$ ，经过归一化后，虹膜中极坐标所有点 $(x(r, \theta), y(r, \theta))$ 都被影射为极坐标 $(r, \theta)$ ， $(r, \theta)$ 构成的集合是一单位圆，这种影射具有平移和放缩不变性。

## 4.2.2 灰度插值运算

为了将极坐标系中的点 $(r, \theta)$ 影射为直角坐标系中的点 $(x, y)$ ，若求得的坐标点 $(x, y)$ 不是整数，就无法求得图像的灰度值，所以必须进行灰度插值运算。

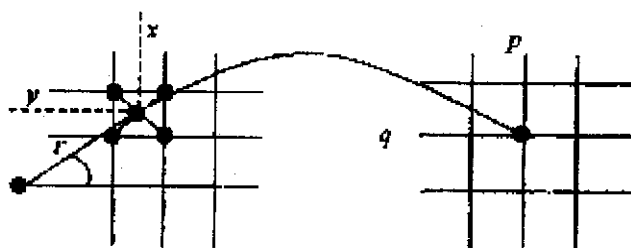


图 4-6 灰度插值示意图

本文采用了双线性插值的方法，令 $f(x, y)$ 为两个变量的函数，其在单位正方形的顶点的值已知。如果希望通过插值得到正方形内任意一点的灰度值，由双线性方程来定义一个双曲抛物面与四个已知顶点进行拟合。

$$f(x, y) = ax + by + cxy + d \quad (4-26)$$

式中 $a, b, c, d$ 四个系数，由已知定点的四个顶点的 $f(x, y)$ 值来确定，下面是双线性插值的算法，来实现与四个顶点的 $f(x, y)$ 值得拟合。

- (1) 首先对上端的两个顶点进行插值，有：

$$f(x, 0) = f(0, 0) + x(f(1, 0) - f(0, 0))$$

- (2) 类似，对底端两个顶点进行插值，有：

$$f(x, 1) = f(0, 1) + x(f(1, 1) - f(0, 1))$$

- (3) 垂直方向的双线性插值有：

$$f(x, y) = f(x, 1) + y(f(x, 0) - f(x, 1))$$

- (4) 将以上三式展开、合并可得：

$$f(x,y)=[f(1,1)+f(0,0)-f(0,1)-f(1,0)]xy+f(0,0) \\ +[f(1,0)-f(0,0)]x+[f(0,1)-f(0,0)]y \quad (4-27)$$

### 4.2.3 虹膜图像的灰度调整和亮度矫正

#### ● 灰度拉伸

设  $f(x,y)$  为拉伸前的图像,  $f'(x,y)$  为拉伸后的图像, 则拉伸公式如下:

$$f'(x,y) = 255 \cdot \frac{f(x,y) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (4-28)$$

其中,  $f_{\max}$ ,  $f_{\min}$  分别对应  $f(x,y)$  的最大值和最小值。这样对于任何一幅提取的虹膜图像, 灰度值都在  $[0,255]$  范围内。

#### ● 虹膜异常区域的亮度矫正

由于设备原因, 是得虹膜图像的光照不能完全均匀分布, 这样将会影响纹理分析的效果, 为了更好的提高识别效果, 对展开后的虹膜图像进行如下处理:

(1) 直方图均衡化;

(2) 利用统计数学理论的两个参数, 均值和方差进行亮度矫正。假设经过上面处理后的虹膜图像为  $f(x,y)$ , 图像大小为  $M \times N$ , 则所有像素的灰度值得均值  $\bar{u}$  和方差  $\sigma$  如下式所示:

$$\bar{u} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M f(m,n) \quad (4-29)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (f(m,n) - \bar{u})^2} \quad (4-30)$$

为得到标准化图, 需要调整原图像中的亮度均值和方差, 令标准的均值为  $\bar{u}_0$ , 方差为  $\sigma_0$ , 调整公式如下:

$$f_{new}(m,n) = [f(m,n) - \bar{u}] \frac{\sigma_o}{\sigma} \quad (4-31)$$



## 第5章 虹膜纹理特征提取与匹配

虹膜识别技术的最关键部分就是特征提取,因为它关系到识别系统最后是否能够识别不同的虹膜,所以虹膜的特征提取历来是虹膜研究中的重点和难点。

虹膜图像的特征主要是纹理特征。

纹理和纹理特征:纹理的概念经常在图像分析中用到。它反映了一个区域中像素的灰度特征在空间分布的特有的属性,从宏观直觉看来它表示着图像的粗糙、光滑和规则的程度。纹理特征是从物体图像中计算出来的一个值,是对物体内部灰度级变化的特征进行量化。

特征提取就是利用纹理分析的方法来提取图像的灰度特征,常用的三种纹理描述方法有统计法、结构法、频谱法。

(1)统计法:统计法有两种,一种是借助于灰度直方图的矩来描述,这是最简单的统计方法。另外一种就是共生矩阵。

由于灰度直方图中每个像素的灰度级是分别单独进行处理的,不能很好的给纹理赋予特征,因此纹理分析中,一般利用像素相对位置的空间信息,建立起区域灰度共生矩阵。这样就能在一定程度上达到对纹理进行特征描述的目的。

设 $S$ 为目标区域 $R$ 中具有特定空间联系的像素对的集合, $g_1, g_2$ 分别是代表灰度值。则灰度共生矩阵可定义为:

$$R(g_1, g_2) = \frac{\#\{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in S \mid f(x_1, y_1) = g_1 \& f(x_2, y_2) = g_2\}}{\#S} \quad (5-1)$$

上式右边的分子是具有某种空间关系、灰度值分别为 $g_1$ 和 $g_2$ 的像素对的个数,分母为像素对的总的个数, $\#$ 代表数量。

(2)结构法:结构法的基本思想认为复杂的纹理可由一些简单的纹理基元以一定的规律在空间排列组合而成,即假定纹理模式由纹理基元组成的。如果能定义出一些排列基元的规则(可以称之为句法),

就有可能将某些纹理基元按照规定的方式组织成所需要的纹理模式。反过来，利用句法分析也能实现纹理识别。

(3) 频谱法：频谱法借助于傅立叶频谱的频率特性来描述周期的或近乎周期的二维图像的纹理特征。频谱法是运用区域自相关函数或傅立叶变换域的能量分布来检测纹理的周期。

现有的纹理识别方法一般都是上面几种方法的改进或者综合使用的结果。

本文在特征提取部分深入研究了如下提取方法：Daugman 利用 Garbor 变换提取虹膜相位特征；康浩在 Daugman 基础上进行的改进算法；Boles 基于小波变换过零点的虹膜特征提取的方法；在模式匹配部分探讨了海明距离；与 Boles 提取特征算法相应的匹配方法；基于虹膜二元模型的傅里叶光谱能量的比较问题。

## 5.1 特征提取

虹膜纹理富含丰富的纹理特征，为了比较不同的虹膜，就要提取纹理的特征向量。

### 5.1.1 Daugman 的相位提取

#### 1. Garbor 函数及 Garbor 变换

将局部区域作为分析区域，则该区域纹理包含的是窄带的频率和方向。频率和方向的信息，就可以用来很好的表示虹膜图像的纹理特征，采用适当的滤波器，提取其中的频率和方向信息，纹理信息即可转化为滤波器的输出。多数滤波器都可以用来提取信息，但其中绝大多数有较大的局限性。而 Garbor 滤波器不仅能达到时域和频域性能联合最优，而且其方向、中心频率和频带宽度都可以自由调节，这就决定了它特别适合域分析那些包含较多的特定分辨率和方向特征的纹理。

Daugman 博士首次提出运用二维 Garbor 滤波器来提取虹膜的相位特征。二维 Garbor 滤波器的形式如下：

$$G(x, y) = e^{-\pi[(x-x_0)^2/\alpha^2 + (y-y_0)^2/\beta^2]} e^{-2\pi i[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]} \quad (5-2)$$

其中,  $(x_0, y_0)$  为图像中的某一点,  $(\alpha, \beta)$  为有效宽度和长度,  $(u_0, v_0)$  为调制, 它的空间频率为  $\omega_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2}$ , 方向为  $\theta_0 = \arctan(v_0/u_0)$ 。其傅里叶变换为:

$$F(u, v) = e^{-\pi[(u-u_0)^2/\alpha^2 + (v-v_0)^2/\beta^2]} e^{-2\pi i[x_0(u-u_0) + y_0(v-v_0)]} \quad (5-3)$$

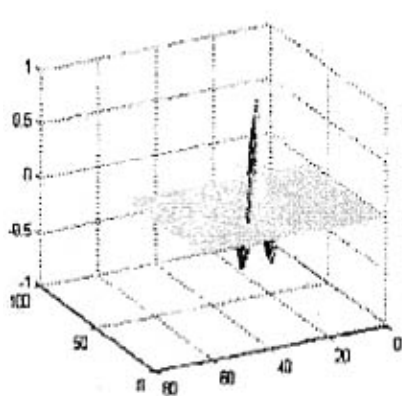


图 5-1 Garbor 滤波器的实部

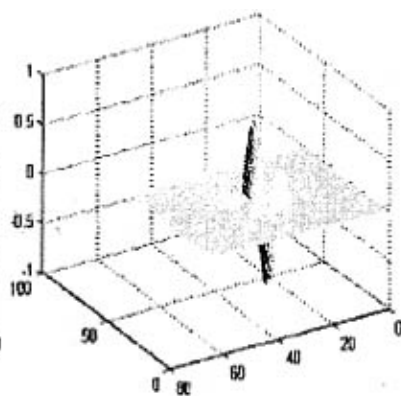


图 5-2 Garbor 滤波器的虚部

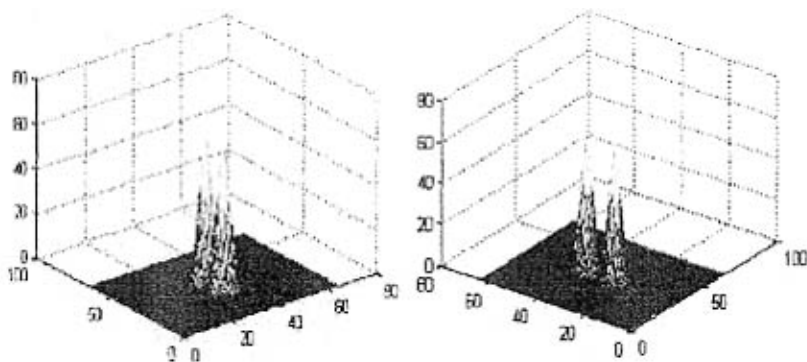


图 5-3 Garber 函数实部与虚部的傅里叶变换

## 2. 相位编码

由于瞳孔经常受光照影响而发生膨胀或缩小的变化, 所以虹膜特征提取最好选择在极坐标下完成, 这样特征提取就不会受到影响和干扰。二维 Garbor 变换的极坐标形式如下:

$$G(r, \theta) = e^{-i\omega(\theta - \theta_0)} e^{-(r - r_0)^2 / \alpha^2} e^{-(\theta - \theta_0)^2 / \beta^2} \quad (5-4)$$

让  $\alpha$ ,  $\beta$  均与  $\omega$  成反比例变化, 就会产生一组自相似、多尺度的小波基函数。而且这组 Garbor 基函数中心都在  $(r_0, \theta_0)$ , 具有二维频率选择性和常对数宽度。

虹膜特征提取实质上是根据相位描述的, 它不易受照明、对比度以及成像增益的影响。256 个字节(相当于 2048 个特征位)就可以表示一个虹膜的特征, 相位的描述显得很紧凑。把虹膜纹理分成以虹膜中心为圆心的带环辐射区域, 如图 5-4 所示:

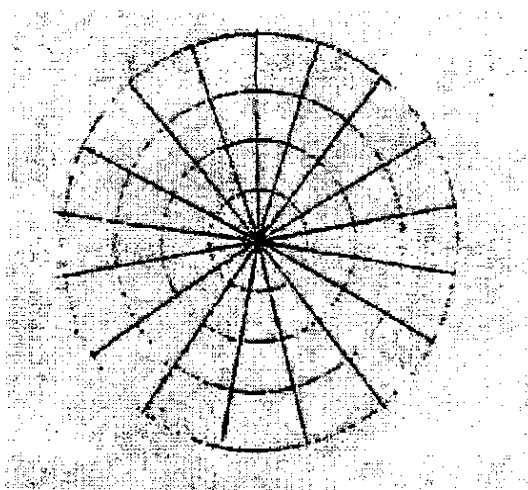


图 5-4 虹膜纹理的分块示意图

对每一小块图像  $I(\rho, \phi)$  用 2D-Garbor 滤波器对其滤波, 并按下面的式子进行编码:

$h_{Re} = 1$ , 若

$$\text{Re} \left( \iint_{\rho, \phi} e^{-i\omega(\theta_0 - \phi)} e^{-(r_0 - \rho)^2 / \alpha^2} e^{-(\theta_0 - \phi)^2 / \beta^2} I(\rho, \phi) \phi \rho d\rho d\phi \geq 0 \right) \quad (5-5)$$

$h_{Re} = 0$ , 若

$$\operatorname{Re}\left(\iint_{\rho,\theta} e^{-j\omega(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} I(\rho,\phi) \phi \rho d\rho d\phi < 0\right) \quad (5-6)$$

$h_{\operatorname{Re}} = 1$ , 若

$$\operatorname{Im}\left(\iint_{\rho,\theta} e^{-j\omega(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} I(\rho,\phi) \phi \rho d\rho d\phi \geq 0\right) \quad (5-7)$$

$h_{\operatorname{Re}} = 0$ , 若

$$\operatorname{Im}\left(\iint_{\rho,\theta} e^{-j\omega(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} I(\rho,\phi) \phi \rho d\rho d\phi < 0\right) \quad (5-8)$$

在 Daugman 算法中, 按照上面四个式子对虹膜纹理进行编码, 他用了 1024 这样的小波, 得到的码长为 256byte。由于小波系数用两个位就可以表征, 因此, 可以投射到四个象限, 也就是四个顶点, 如下图。这样, 利用一组特定大小和位置参数  $(r_0, \theta_0, \alpha, \beta)$  的 2D-Garber 滤波器句可以实现对虹膜纹理的粗量化编码。

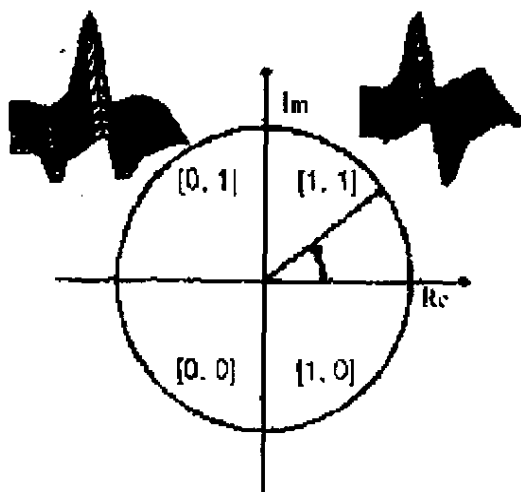


图 5-5 虹膜识别的编码方法

这样, 利用一组特定大小和位置参数  $(r_0, \theta_0, \alpha, \beta)$  的 2D-Garber 滤波器句可以实现对虹膜纹理的粗量化编码。

## 5.1.2 康浩相位编码的改进算法

该算法提取虹膜图像的相位特征采用的方法和上述一样，但是编码方法略有区别，而且在坐标系的选取上采用了直角坐标系。式（5-5）可化为：

$$G_i(x, y) = g_i(x, y)e^{-2\pi jF_i[(x-x_i)\cos\varphi_i+(y-y_i)\sin\varphi_i]} \quad (5-9)$$

其中：

$$g_i(x, y) = e^{-\pi[(x-x_i)^2/\alpha_i^2+(y-y_i)^2/\beta_i^2]} \quad (5-10)$$

$$F_i = \sqrt{u_i^2 + v_i^2}, \quad \varphi_i = \arctan(v_i/u_i) \quad (5-11)$$

对中心在  $(x_0, y_0)$  的 Garbor 函数集中的每一函数作积分：

$$h_i = \iint_s G_i(x, y)I(x, y)dx dy \quad (5-12)$$

令式（5-22）的实、虚部分别为：

$$h_{i-real} = \iint_s g(x, y)\cos\{2\pi F_i[(x-x_0)\cos\varphi_i+(y-y_0)\sin\varphi_i]\}I(x, y)dx dy \quad (5-13)$$

$$h_{i-imag} = \iint_s g(x, y)\sin\{2\pi F_i[(x-x_0)\cos\varphi_i+(y-y_0)\sin\varphi_i]\}I(x, y)dx dy \quad (5-14)$$

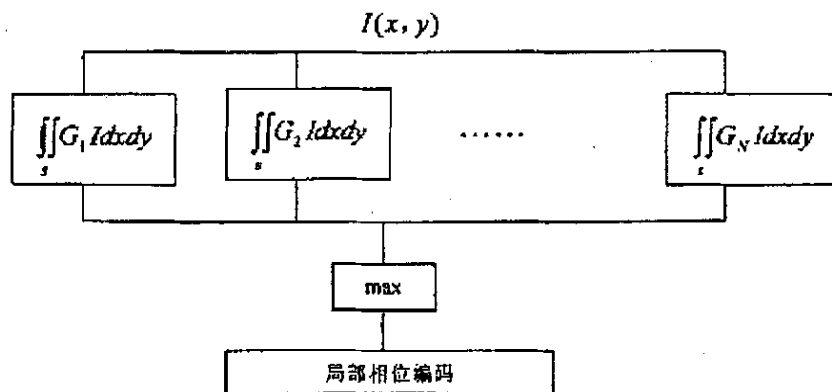


图 5-6 虹膜相位编码原理图

若取样的 Garbor 函数集内有：

$$h_{i-real} \geq h_{k-real} \quad \forall k \in (1, 2 \dots N), k \neq i \quad (5-15)$$

$$h_{i-\text{img}} \geq h_{k-\text{img}} \quad \forall k \in (1, 2, \dots, N), k \neq i \quad (5-16)$$

则区域内的虹膜编码就为：符号  $i$  的码字串接符号  $j$  的码字，以此表示。虹膜图像区域内的局部相位角。

### 5.1.3 基于小波变换过零点的特征提取算法

Wageeh Boles 设计出一种新的算法来实现虹膜身份识别，即利用小波变换将虹膜的灰度图像提取成一维表达式，然后求取这个表达式的过零点来表示该虹膜图像的特征。

#### 1. 小波变换

在图像处理中，常常将图像从空间域转换到另一种域，利用这种域的特性来快速、方便地处理或分析图像。小波变换就是一种近年来兴起的最有效的变换方法，小波变换是一种将信号分解成不同分辨率下的各个分量的线性算子。一个函数  $f(t)$  在尺度  $a$ ，位置  $x$  的小波变换可用下面的卷积形式给出：设函数具有有限能量，即

$$f(t) \in L^2(R)$$

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (5-17)$$

其中  $a > 0, f(t) \in L^2(R)$ ，积分核为  $\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$  函数族，函数

$\psi_{a,b}(t)$  称为小波。在工程上只研究  $a > 0$ 。若  $a > 1$  函数  $\psi(t)$  具有伸展作用， $a < 1$  函数具有收缩作用。小波变换实现了窗口的大小自适应变化，上面公式可简写为：

$$W_s f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi_s(t-x) dt \quad (5-18)$$

二进制离散小波变换则为：

$$W_{2^j} f(x) = f * \phi_{2^j}(x) \quad (5-19)$$

#### 2. 过零表达式

将平滑函数  $\theta(x)$  的二阶导数作为母小波:

$$\varphi(x) = \frac{d^2\theta(x)}{dx^2} \quad (5-20)$$

从上式中很容易推出信号  $f(x)$  在尺度  $s$  位置  $x$  的小波变换:

$$W_s f(x) = f * \left( s^2 \frac{d^2\theta(x)}{dx^2} \right) (x) = s^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \theta_s)(x) \quad (5-21)$$

其中  $\theta_s(x) = (1/s)\theta(x/s)$ ,  $W_s f(x)$  与  $f(x)$  的二阶导数成比例, 小波变换的过零表达式对应于  $f * \theta_s(x)$  的拐点。即函数曲线剧烈变部分。小波变换在过零之间的积分为:

$$e_n = \int_{z_{n-1}}^{z_n} W_{2^j} f(x) dx \quad (5-22)$$

结合公式 (5-21) 和 (5-22) 可以得到:

$$e_n = s^2 \left( \frac{d}{dx} (f * \theta_s)(z_n) - \frac{d}{dx} (f * \theta_s)(z_{n-1}) \right) \quad (5-23)$$

其中  $e_n$  与小波变换两个连续极值点之间的差成比例。

对于函数  $W_{2^j} f(x)$ , 过零点的位置  $(z_n)_{n \in \mathbb{Z}}$  和积分  $(e_n)_{n \in \mathbb{Z}}$  可用一个分段常数函数  $Z_{2^j} f(x)$  来表示:

$$Z_{2^j} f(x) = \frac{e_n}{z_n - z_{n-1}}, \quad x \in [z_n, z_{n+1}] \quad (5-24)$$

函数  $Z_{2^j} f(x)$  与函数  $W_{2^j} f(x)$  有相同的过零点和积分值。

$Zf = (Z_{2^j} f(x))_{j \in \mathbb{Z}}$  就是  $f(x)$  的过零表达式。

小波变换的算法的优缺点: 小波变换克服了亮度对图像变换的干扰, 具备了平移、旋转、尺度不变的功能, 但是, 小波变换没有能够体现虹膜纹理的方向性。



## 5.2 模式匹配

在对虹膜图像进行了编码之后，就可以把它保存在数据库中。当要求对用户进行身份鉴定时，首先通过虹膜图像采集装置获取用户的虹膜图像，接着对它进行编码，并把它的编码与数据库中的编码逐一比较，计算出码字之间的相似程度，然后加以判决。

### 5.2.1 海明距离

海明距离是常用的模式匹配方法之一，Daugman 就是采用 Hamming 距离作为匹配算法，设码长  $L$  bytes，那么编码  $A$ 、 $B$  之间归一化 Hamming 距离定义如下：

$$HD = \frac{1}{8L} \sum_{j=1}^{8L} A_j \oplus B_j \quad (5-25)$$

其中， $\oplus$  是异或操作符， $A_j \oplus B_j$  仅在  $A_j$ 、 $B_j$  不同时才为 1，当两虹膜代码完全不同时  $HD$  为 1，完全相同时  $HD$  为 0。

海明距离判决原则：选取一个阈值，如果  $HD$  大于等于某一阈值，则认为是同一个虹膜；反之，则认为是不同虹膜。阈值的选取依据是“误拒绝率”近似等于“误接受率”。

阈值选取：由于虹膜每一位编码取 0 或者 1 的概率相同，所以，两个不同的虹膜相对应的每一位不同的概率为 0.5。

Daugman 用 256 字节的虹膜编码来表示虹膜图像，选取虹膜编码的这 2048 位，则不相关的虹膜代码的海明距离分布为一个  $N = 2048$ ， $P = 0.5$  的二项式分布，实际上虹膜纹理有很大的相关性，所以 2048 位编码的自由度远小于此，Daugman 对 2150 对不同的虹膜之间的海明距离进行了 230 万次的统计，得出 Hamming 距离的均值为  $u = 0.499$ ，方差为  $\sigma = 0.032$ 。统计结果如图

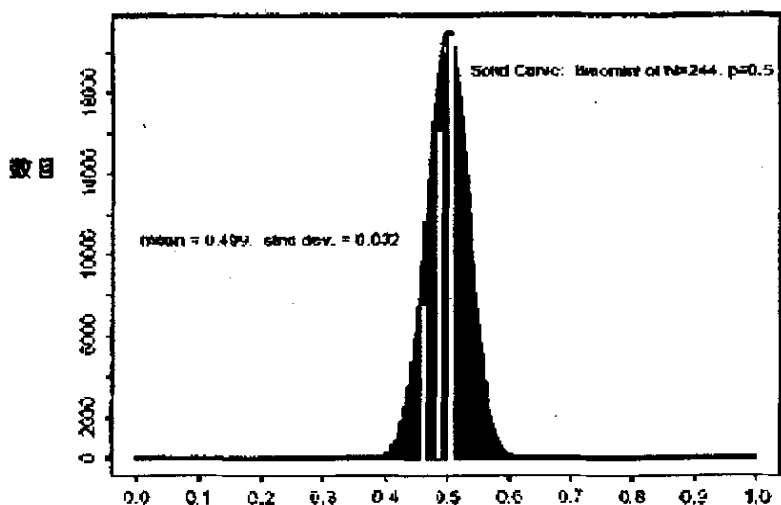


图 5-10 海明距离

如果把  $A_j \oplus B_j$  取 0 或 1 看作是 Bernouli 实验, 而且取 1 的概率为  $p$ , 取 0 的概率为  $q$  ( $p+q=1$ ), 那么对  $N$  次 Bernouli 实验有:

$$N = \frac{pq}{\sigma^2} \Rightarrow N \approx 244; \quad (5-26)$$

其中  $p=0.499$ ,  $\sigma=0.032$ 。

上面的公式说明 256 字节的相位编码提取出虹膜纹理有 244 个独立的自由度; 这 2048 个码之间存在着相关性, 这种相关性, 一方面是由于 Garber 取样函数集的不完全正交, 存在一定程度上的相关性; 另一方面, 来自于虹膜纹理图像本身的相关性, 即不同图像分块之间存在相关性。

对  $N$  次 Bernouli 实验, 某一事情发生  $n$  次的可能行为如式 (5-27) 若取  $N=244$ ,  $p=0.499$ , 可绘制出如图 5-11 的曲线

$$C_N^m P^m q^{N-m} = \frac{N!}{m!(N-m)!} P^m q^{N-m} \quad (5-27)$$

其中  $p+q=1$  式中,  $m=Nx$ ,  $x=\left\{0, \frac{1}{N}, \dots, \frac{N}{N}\right\}$ 。

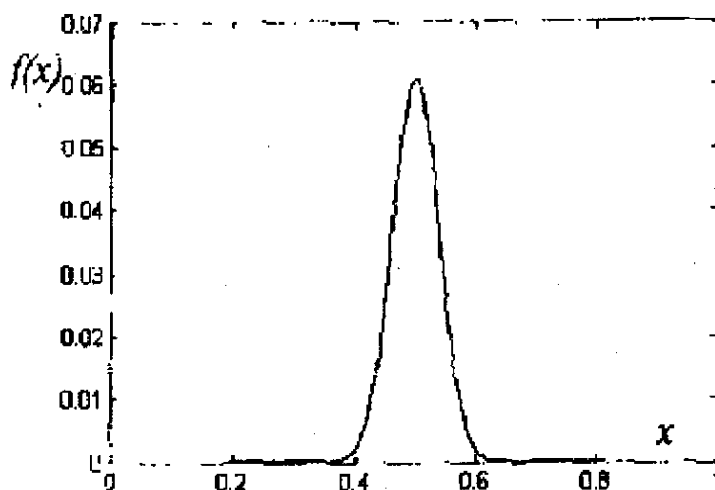


图 5-11  $N=244$   $p=0.499$  的 Bernouli 分布

比较两图可以看出二者很相似，由此可得出海明距离的分布可以拟合为  $N=244$ ， $p=0.499$  的二项式分布，相应于  $N=244$  的 Bernouli 实验。所以来自于不同虹膜的两代码完全相同的概率  $(1/2)^{244} \approx 10^{-73}$ ，其海明距离的概率密度函数为

$$f(x) = \frac{N!}{m!(N-m)!} p^m q^{N-m} \quad (5-28)$$

其中  $N=244$ ， $p=0.499$ ， $p+q=1$ 。

由这个概率密度函数可以进一步推导出的虹膜编码的“误接受率”（odds of false reject）为  $F(x)$ ，

$$F(x) = \int_0^{x^*} f(x) dx \quad (5-29)$$

$x^*$  为不同虹膜的归一化的 HD 判决点。

Daugman 也对同一虹膜的多张图像的编码进行了统计，得到同一虹膜的海明距离的均值为  $u=0.11$ ，标准方差为  $\sigma=0.065$ ，同一虹膜编码的海明距离概率分布如图所示。

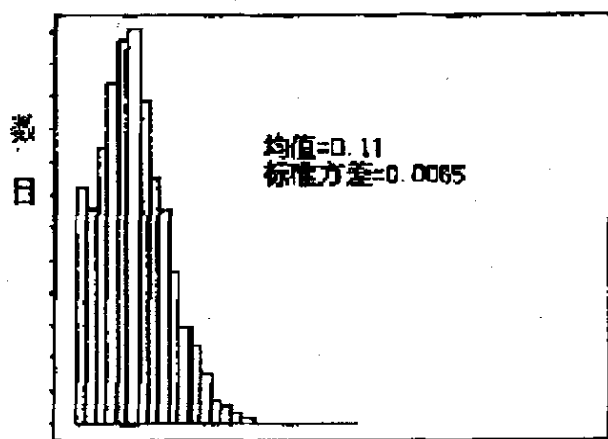


图 5-12 相同虹膜海明距离的统计分布

由上面的推导可知，同一虹膜的海明距离的概率密度函数近似于  $N=23$ ， $p=0.11$ 的二项分布，如式

$$g(x) = C_N^n p^n q^{N-n} = \frac{N!}{n!(N-n)!} p^n q^{N-n} \quad (5-30)$$

其中  $p+q=1$ ， $n=Nx$ ， $x=\left\{0, \frac{1}{N}, \dots, \frac{N}{N}\right\}$ 。

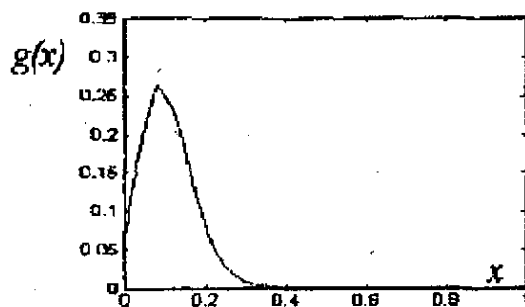


图 5-13  $N=23$ ， $p=0.11$ 的 Bernouli 分布

图 5-12 和图 5-13 的相似性说明，可以用  $g(x)$  表示同一虹膜码间距离的概率分布，则由误据率为：

$$G(x^*) = \sum_{n=x}^N g(n) = \sum_{n=x}^N C_N^n p^n q^{N-n} \quad (5-31)$$

其中  $N=23$ ,  $p=0.11$ ,  $p+q=1$ 。

对于虹膜判决点的选取, 希望是误据率和误识率尽可能接近, 根据式 (5-29) 和 (5-31) 得图 5-14

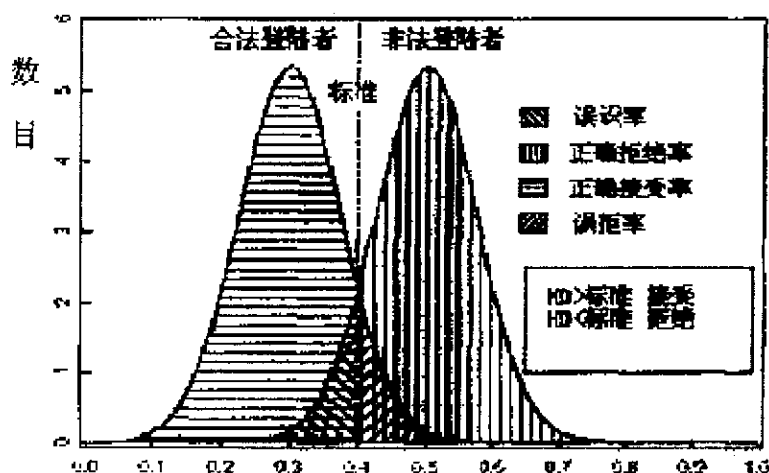


图 5-14 虹膜判据的选择图

表 5-1 误识率和误拒率公式推算判据的结果

海明距离	误识率	海明距离	误拒率
0.300578	5.22597e-008	0.268293	0.00042947
0.312139	2.84234e-007	0.292683	9.5621e-005
0.323699	1.39159e-006	0.317073	1.90824e-005
0.33526	6.14811e-006	0.341463	3.42708e-006
0.34104	1.22436e-005	0.365854	5.55473e-007
0.358382	8.89922e-005	0.390244	8.14688e-008
0.369942	0.000292813	0.414634	1.0834e-008
0.381503	0.000876942	0.439024	1.30835e-009

两曲线的交点即为判据, 表是根据误识率和误拒率推算出的结果, 从表中可得出最佳的判据是误率和误识率尽可能接近的海明距离。

## 5.2.2 加权 Hamming 距离及匹配

等间隔的抽取 $[-90, 90]$ 中均匀分布 16 个方向的 Garbor 基函数构成滤波器，每个方向用 4bit 表示，则每个图像小块可用  $4bit * 2$  位编码表示。Garbor 函数的 Gauss 窗大小为  $16 \times 16$ ，一幅  $256 \times 256$  的图像可用  $2 * 4 * (256 \times 256) / 16 \times 16 / 8 = 256$  byte 编码表示。

考虑图像块的  $I(16 \times 16)$  的相位编码为实部 4bit+虚部 4bit，即  $(A_{i3}A_{i2}A_{i1}A_{i0})_{real} + (A_{i3}A_{i2}A_{i1}A_{i0})_{imag}$ 。则两个不同的虹膜间的归一化的码间距离为：

$$\begin{aligned}
 WHD = & \frac{1}{30} \left\{ \sum_{i=1}^{256} (A_{i3} \oplus B_{i3}) \times 8 + \sum_{i=1}^{256} (A_{i2} \oplus B_{i2}) \times 4 + \sum_{i=1}^{256} (A_{i1} \oplus B_{i1}) \times 2 + \sum_{i=1}^{256} (A_{i0} \oplus B_{i0}) \times 1 \right\}_{real} \\
 & + \frac{1}{30} \left\{ \sum_{i=1}^{256} (A_{i3} \oplus B_{i3}) \times 8 + \sum_{i=1}^{256} (A_{i2} \oplus B_{i2}) \times 4 + \sum_{i=1}^{256} (A_{i1} \oplus B_{i1}) \times 2 + \sum_{i=1}^{256} (A_{i0} \oplus B_{i0}) \times 1 \right\}_{imag} \quad (5-32)
 \end{aligned}$$

这样定义的虹膜码间距离体现了编码的权重，避免了 Daugman 采用常规 Hamming 距离那样把各个码元等同对待，因此更加科学。

## 5.2.3 Boles 算法中虹膜图像间的匹配

Boles 将不同虹膜图像的特征表达式储存在数据库中，一个未知的虹膜图像与已知虹膜图像进行匹配。首先，系统构造出已知虹膜图像的过零表达式；然后，再构造出未知虹膜图像的归一化表达式。如果，已知和未知图像间的不相关函数值与其他图像相比较达到最小，那么就认为这两幅图像相匹配，即是同一幅图像。

具体实现步骤如下：

- (1) 采样图像中选定一幅图像为模型，归一化常数为  $N$ ，构建它的过零表达式。
- (2) 过零表达式保存在数据库里。
- (3) 重复 (1) (2)。

- (4) 构建未知图像的过零表达式，归一化常数为  $N$ 。
- (5) 计算未知图像和模型之间的不相关系数。
- (6) 如果未知图像和某一模型之间的不相关函数值最小那么认为它们是同一虹膜图像。

Boles 采用如下不相关函数的表达式进行匹配，即：

$$d_j(f, g) = \min_m \sum_{n=1}^N |Z_j f(n) - \gamma Z_j g(n+m)|^2 \quad (5-53)$$

其中  $m \in [0, N-1]$ ， $N$  为过零表达式的过零点的个数， $j$  为第  $j$  层分辨率， $\gamma$  为归一化参数，等于模型假象圆的半径与未知图像假象圆的半径之比。

由于上面的不相关函数考虑所有的过零点，所以计算量很大，于是他又建议另外两种比较方法，用复数来表示这个过零表达式：实部  $[u_j]_r$  代表两个相邻过零点的幅值；虚部  $[\rho_j]_r$  代表过零点的位置。

$$d_j^{(1)} = \min_m \sum_{r=1}^{R_j} \left\{ \frac{([u_j(r)]_r - \gamma[u_j(r+m)]_r)^2}{\gamma|[u_j(r)]_r[u_j(r+m)]_r|} + \frac{([\rho_j(r)]_r - \gamma[\rho_j(r+m)]_r)^2}{\gamma|[\rho_j(r)]_r[\rho_j(r+m)]_r|} \right\}^{1/2} \quad (5-34)$$

$$d_j^{(2)}(f, g) = \min_m \frac{\sum_{r=1}^{R_j} ([u_j(r)]_r [\rho_j(r)]_r - \gamma[u_j(r+m)]_r [\rho_j(r+m)]_r)^2}{\gamma \sum_{r=1}^{R_j} |[u_j(r)]_r [\rho_j(r)]_r| |[u_j(r+m)]_r [\rho_j(r+m)]_r|} \quad (5-35)$$

其中  $m \in [0, R_j - 1]$ ， $r = [1, R_j]$ 。

但是，利用上面的表达式有一个非常重要的问题，就是进行比较的两个过零表达式必须有相同个数的过零点。要克服这个问题，就要去除那些不重要的过零点，从而使得比较的两幅虹膜图像具有相同的过零点。

## 5.2.4 利用佛里叶谱比较实现虹膜匹配

佛里叶谱定义 设图像为  $f(x,y)$ ，其佛力叶谱定义为：

$$P(u,v) = |F(u,v)|^2 \quad (5-36)$$

式中  $F(u,v)$  是  $f(x,y)$  的佛立叶变换。 $P(u,v)$  用极坐标的形式表示，分别固定  $r$  和  $\theta$ ，对另一个变量求和，则可得到环特征  $p(r)$  和楔特征  $q(\theta)$ ，

$$p(r) = 2 \sum_{\theta=0}^{\pi} p(r,\theta) \quad (5-37)$$

$$q(\theta) = \sum_{r=0}^{w/2} p(r,\theta) \quad (5-38)$$

$p(r)$  是在功率谱空间以原点为重心的环形区域内的能量之和， $q(\theta)$  表示楔行区域内的能量之和。纹理特征可以用  $p(r)$ 、 $q(\theta)$  的峰位置和大小， $p(r)$ 、 $q(\theta)$  的平均值和方差等来表示。

尽管中心点有所差别，虹膜的佛里叶光谱能量的随机分布呈现近似的中心对称。所以，虹膜的比较的问题实际就是二元模型的佛里叶光谱能量的比较问题。文献介绍了两种方法：利用改进的矩形元素方法和基本楔扇形法。由于衍射图样粗略中心对称，所以只须考虑图样的一半即可。

### 1. 矩形元素法

矩形元素法和特征矩阵：矩形元素法是数字图像处理中常用的方法。首先，假设一幅虹膜图像为  $680 \times 510$  的图像矩阵，首先转换成  $136 \times 102$  的特征图像矩阵，从而减少储存数据。新矩阵中的元素值是  $25$  ( $5 \times 5$  原始像素) 个原始像素值的平均亮度。这样能够降低计算量，从而可以进行快速的矩阵运算。而且通过把易变的亮度值转换成标准值 (平均值)，还可以减少扫描光线变化所带来的不利影响。

相似度计算：比较两幅图的上半部分，从上面提到的  $136 \times 102$  的图



像矩阵中选出  $80 \times 40$  面积的元素如图 5-15 所示。虹膜之间的比较就成为计算相似值  $r$  的大小，其定义如下：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{40} \sum_{j=1}^{80} [a^{(m)}(i, j) - a^{(n)}(i, j)]^2}{3200} \quad (5-39)$$

其中  $a^{(m)}(i, j)$  和  $a^{(n)}(i, j)$  分别是虹膜数据库中第  $m$  和第  $n$  个特征矩阵中的象素值。 $r$  是一个实非负函数， $0 \leq r \leq 1$ ，可以表示特征矩阵之间的差异。 $r=0$  说明两个虹膜是同一个； $r=1$  说明两个虹膜完全不同。

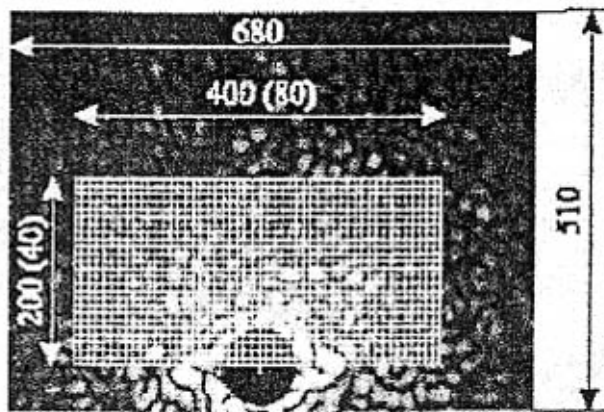


图 5-15 矩阵元素的选取

## 2. 楔扇形法。

处理对象仍然是上面提到的  $80 \times 40$  矩阵。将这个矩阵用 180 个基本楔扇形进行采样，如图 5-16 所示：

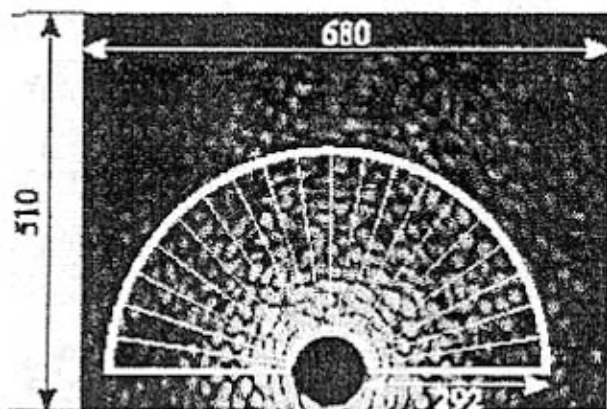


图 5-16 楔扇形采样

首先，计算选定的楔扇形里面所有像素的亮度值，然后计算楔扇形里像素的个数，就能得到每个扇形的亮度平均值  $l_w$ 。每个楔扇形的离散平均亮度值就组成特征矢量  $L$ ，它有 180 个分量。由于不连续的扫描光线对  $L_w$  分量的幅值有重要影响，因此，每一个分量都要除以整个圆环的平均亮度值。这样就得到相对的特征矢量  $l$ ，它的分量记为  $l_w$ 。

两个虹膜的比较用下面的表达式实现：

$$q = \sum_{w=1}^{180} [l_w^{(m)} - l_w^{(n)}] \quad (5-40)$$

$q$  就表示两个虹膜的相似性，同一虹膜的  $q$  值要比不同的  $q$  值要小。

前面提到的楔形采样并不能保证是平移不变的。因此，需求  $q$  的最小值。在一些文献介绍的方法中，允许左移四位和右移四位。

## 小结：

本文对上述几种算法进行了深入的探讨，并总结了它们各自的优点和缺点。

Daugman 的算法面向的是实际应用系统，所以算法简单，计算量比较小，易于推广应用。缺点是对图像的质量要求比较高，而且对系统也有较高的要求，其次，由于选用的 Garbor 窗口没有自适应性，不适于分析多尺度和突变的信号，这样就限制了它的应用。为此人们提

出运用小波变换来解决问题。

基于小波变换过零点的方法克服了平移、旋转、尺度不变的问题，而且克服了亮度变化的干扰。但是特征表达式没有体现虹膜纹理的方向性，因此虹膜匹配精度不是很高。

基于虹膜的二元模型的光纤传输傅里叶谱的方法可以获得很高的对比度和清晰度，使得后续的处理变得有效。缺点是方法复杂，而且速度较慢。

# 第 6 章 算法实现

## 6.1 算法实现

上述算法的实现是在 Windows XP 操作系统下, 使用 Microsoft Visual C++6.0 标准版作为开发工具。Visual C++6.0 是 Microsoft 公司推出的开发 Win32 环境程序, 是面向对象的可视化集成编程系统。它不但具有程序框架自动生成、灵活方便的类管理、代码编写和界面设计集成交互操作、可开发多种程序, 如应用程序、动态链接库、ActiveX 控件等, 而且能通过简单的设置就可使生成的程序框架支持数据库接口、OLE2、WinSock、3D 控制界面。由于 Visual C++6.0 本身就是一个图形的开发界面, 它提供了丰富的关于位图操作的函数, 为开发图像处理系统提供了极大的方便。因此, 它已经成为开发 Win32 程序, 包括图像处理程序的主要开发工具。

Microsoft Visual C++6.0 软件包中, 包含 C 编译器和其他编译及连接 Win32 程序需要的文件和工具, 它包含 Visual C++ Developer Studio, 一个可编辑源代码、交互建立资源、以及编辑、编译、调试、运行的集成化的环境。C 语言具有编译效率高、执行速度快、灵活、可移植性好的优点, 所以对于数据量很大的图像处理这无疑是可取的选择。由于它编写的程序可以移植到任何硬件和操作系统, 这对于虹膜应用系统, 当然没有比这更好的开发工具了。

### 虹膜识别结论及分析

按照本文的算法, 采用 VC++ 的开发工具, 实验结果分析如下。

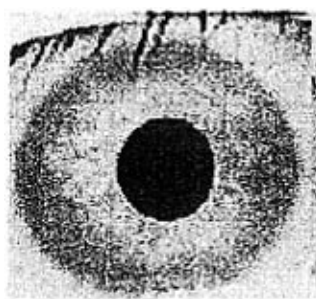
#### ● 虹膜定位的实验结果

- (a) 为原虹膜图像
- (b) 为应用 Canny 算子和 Hough 变换进行定位的结果。
- (c) 为应用本文提出的算法定位的结果。

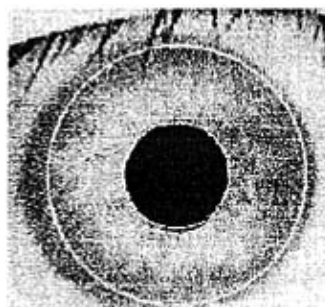
两种方法的定位精度和定位时间比较:

方法	定位精度	平均时间
Canny 和 Hough 变换	内圆准确, 外圆较好	2.0
本文的定位算法	内圆准确, 外圆准确	1.0

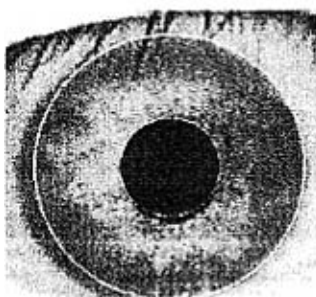
表 6-1



(a)



(b)



(c)

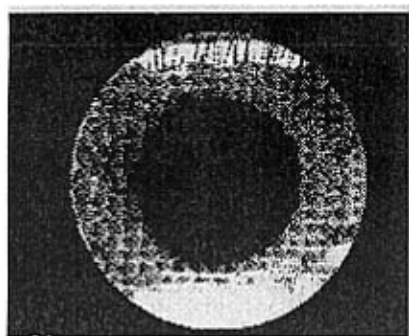
### 实验结论

从表 6-1 可以看出, 单纯使用不加任何改进的 Hough 变换, 计算量无论在直角坐标系还是在极坐标系中都是很大的, 在搜索时的时间和空间消耗都是比较大的。本实验中, 通过与常用的变换方法相比, 可以看出本文提出的算法具有定位精度高和定位速度快的优点。

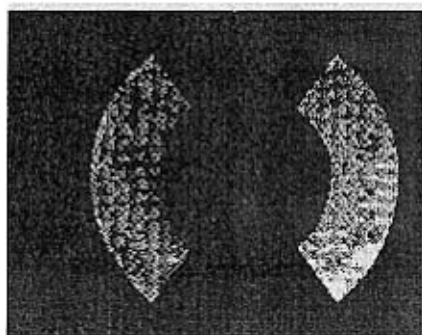
### ● 矫正和归一化的实验结果

下图从左到右, 从上到下为虹膜图像的归一化的中间过程。

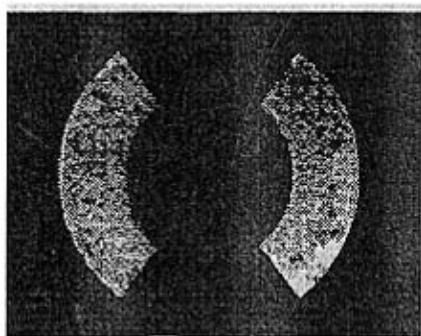
(1) 对定位好的虹膜图像进行环形分割



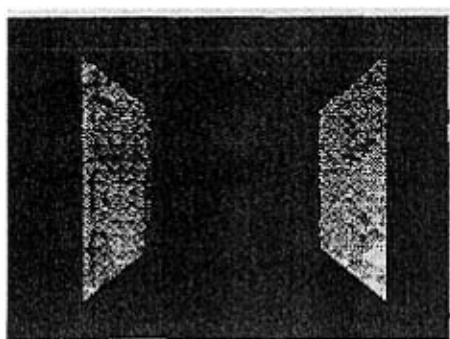
(2) 环形分割后选取的扇形



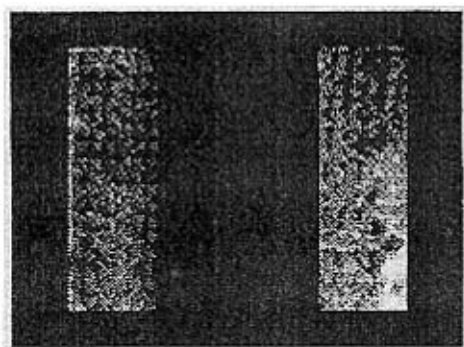
(3) 将环形中心转移到图像中心位置



#### (4) 转换为梯形结构



#### (6) 归一化结果



## 6.2 结论和展望

虹膜识别技术利用了虹膜作为识别手段时唯一性、稳定性以及不容易被伪造的生物特性，采用了一系列的技术与方法对虹膜的纹理特征进行特征提取，并进行编码，与虹膜特征数据库进行比较，从而达到对用户身份识别的目的。

本文比较深入的研究了目前一些流行的算法，成功的实现了其中一系列的环节和步骤，主要包括虹膜定位和特征提取，并针对其中出现的一些不足作了一些改进和创新，主要是利用虹膜的几何特性进行

快速定位，克服了以往的算法中的存在的一些盲目搜索，从而造成速度慢的问题。

本文在取得了一写自己的成绩的同时，也存在一些明显的不足和欠缺，首先，要经济方便的获得一副虹膜图像，还没有得到有效的解决，因此会在很大的程度上影响后续的一系列处理，其次在虹膜特征提取中的算法研究力度还不够，还没有突破前人的主要模式，要真正能实现快速、准确的虹膜识别，还需要进一步深入研究，才能提出高效的算法。

虹膜识别技术是近年来刚刚兴起的新技术，有些国家和地区已经将现在的一些成果进行了应用，并获得了可喜的效果。同时不断发展的科学与技术，又为虹膜技术的发展提供了很多的新的思路和技术支持，相信在不远的将来，虹膜识别的技术将会在极大程度上深入生活与社会的各个方面，为社会的发展作出它的贡献。



## 参考文献

- [1] Richard P W, Jane C A, Gilbert L G et al. A Machine Vision System for Iris Recognition [J]. Machine Vision and Application.
- [2] J G Daugman. Biomedical Personal Identification System Based On Iris Analysis[P]. United States Patent:No.5,560,1994
- [3] Daugman J. High confidence recognition of person by rapid video analysis of iris texture[C]. In: European Convention on Security and Detection. Brighton, UK:INSPEC,1995:244-251
- [4] Wildes R P. Iris recognition: An Emerging Biometric Technology [J]. Processing of the IEEE, 1997:185.
- [5] Daugman J. High confidence visual recognition of persons by a text of statistical independence[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intelligence, 1993,15(11):1148-1161.
- [6] 康浩,徐国治.虹膜识别系统[J].电路与系统学报,2000,5(1):11-15.
- [7] 何家峰,廖曙铮,叶虎年,等.虹膜定位[J].中国图像图形学报,2000,5A(3):253-255
- [8] 刘文耀.光电图像处理[M] 北京:电子工业出版社,2002,278-304.
- [9] 崔屹.图像处理与分析——数学形态学方法及应用[M].北京:科学出版社,2000.15-28;126-148
- [10] 王蕴红,朱勇,谭铁牛.基于虹膜识别的身份鉴别[J].自动化学报,2002,28(1):1-10.
- [11] Anil K Jain, et al. Biometrics Personal Identification in Networked Society[M]. 101 Philip Drive, Assinippi Park,

- Norwell, Massachusetts 02061 USA, Kluwer Academic Publishers, 1999, 103-121
- [12] Flom L, Safir A. Iris Recognition System[P]. U.S. Patent 4641349, 1987
  - [13] Adler F H. Physiology of the Eye[M]. Mosby, St. Louis, MO, 1965
  - [14] Kronfeld P C. The gross anatomy and the embryology of the eye[M]. The Eye, 1968, 1:1 ~ 66
  - [15] Mann I. The Development of the Human Eye[M]. New York: Grune and Stratton, 1950
  - [16] 谭铁牛, 朱勇, 王蕴红. “虹膜图像采集装置” 实用新型[P]. 国家知识产权局专利号: ZL99217063. X
  - [17] Reed T, Hans De Buf J M. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding, 1993, 57(3): 359 ~ 372
  - [18] Tan T N. Texture edge detection by modeling visual cortical channels[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(9): 1283-1298
  - [19] De Valois K K. Spatial Vision[J]. Annual Review of Physiology, 1984.
  - [20] Boles W, Boashah B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Trans. On Signal Processing, 1998, 46(4): 1185 ~ 1188
  - [21] Campbell F W, Robson J G. Application of Fourier analysis to the visibility of gratings[J]. Journal of Physiology, 1968, 197: 551 ~ 556
  - [22] 夏良正. 数字图像处理(修订版) [M]. 南京: 东南大学出版社

- 社, 1999. 193-240.
- [23] 王成儒, 胡正平, 练秋生等. 虹膜定位的快速算法[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6B(9): 103 ~ 107.
  - [24] 余品能. 第II类二维离散Hartley变换(DHT-II)的一种快速算法[J]. 解放军理工大学学报, 2000, 1(1): 1-5.
  - [25] Williams G O. Iris recognition technology[J]. IEEE Aerospace and Electronics System Magazine, 1997, 12(4):2429.
  - [26] Jain A K, Bolle R, Pankanti S. Biometrics Personal Identification in Networked Society[M]. The United States: Kluwer Academic Publishers, 1999.
  - [27] Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by atest of statistical independence[J]. IEEE Transactionson Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 11481161.
  - [28] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
  - [29] 沈庭之, 方子文. 数字图像处理及模式识别[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1998. 150-161.
  - [30] Visual C++ 数字图像获取处理及实践应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2003.

## 作者读研期间发表的论文

史成芳，初学导。快速虹膜定位算法。发表在，《现代计算机》第二二五期。

## 致 谢

衷心感谢我的导师初学导教授！本文从选题到顺利完成，初老师给予了我极大的帮助。在我三年的学习生活中，取得的每一点进步都凝聚着初老师的心血。初老师知识渊博，做学问严谨求实，为人处事坦诚豁达，德高望重，我对他一直充满深深的敬意。

郑重感谢我的父亲史荣远！他在我人生许多重大事情的决定上起了导向性作用，他对我的慈爱，对我的期待我将永远记得，他的猝然离去使我无法释怀，在对他永恒的怀念中，我勇敢前行。感谢我的母亲、哥哥和朋友平时对我的鼓励与支持。

在过去的三年中，我得到了武玉强和所里其他教授的指导。在此对他们表示诚挚的感谢！感谢我的师兄师姐和我亲爱的同窗们，三年的学习生活使我们结下了深厚的友谊。我不会忘记我们在一起的美好时光。

史成芳

二零零六年四月十日